

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SERGIPE
DEPARTAMENTO DE MATEMÁTICA

André Luiz Bispo Ferreira

Redes Sociais
Um Estudo Introdutório

São Cristóvão
Novembro de 2014

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SERGIPE

DEPARTAMENTO DE MATEMÁTICA

André Luiz Bispo Ferreira

Redes Sociais

Um Estudo Introdutório

Trabalho apresentado ao Departamento de Matemática da Universidade Federal de Sergipe como requisito parcial para a conclusão do Mestrado Profissional em Matemática (PROFMAT).

ORIENTADOR: Prof. Dr. Humberto Henrique de Barros Viglioni

São Cristóvão
Novembro de 2014

**FICHA CATALOGRÁFICA ELABORADA PELA BIBLIOTECA CENTRAL
UNIVERSIDADE FEDERAL DE SERGIPE**

F383r Ferreira, André Luiz Bispo
 Redes sociais : um estudo introdutório / André Luiz Bispo Ferreira ;
 orientador Humberto Henrique de Barros Viglioni. – São Cristóvão, 2015.
 106 f. : il.

 Dissertação (mestrado Profissional em Matemática em Rede Nacional
 - PROFMAT)– Universidade Federal de Sergipe, 2015.

 1. Teoria dos grafos. 2. Redes sociais. 3. UCINET (Software). 4.
Matemática – Estudo e ensino. I. Viglioni, Humberto Henrique de Barros,
orient. II. Título.

CDU 519.17



UNIVERSIDADE FEDERAL DE SERGIPE
PRÓ-REITORIA DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM MATEMÁTICA
MESTRADO PROFISSIONAL EM MATEMÁTICA EM REDE NACIONAL



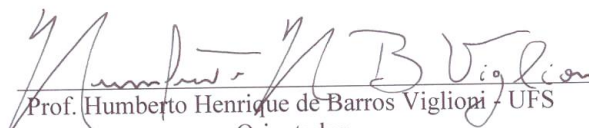
Dissertação submetida à aprovação pelo Programa de Pós-Graduação em Matemática da Universidade Federal de Sergipe, como parte dos requisitos para obtenção do grau de Mestre em Matemática.

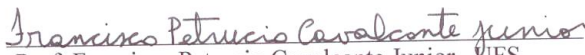
Redes Sociais: um estudo introdutório.

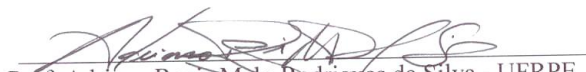
por

André Luiz Bispo Ferreira

provas aprovada pela Banca Examinadora:


Prof. Humberto Henrique de Barros Viglioni - UFS
Orientador


Prof. Francisco Petrucio Cavalcante Junior - UFS
Primeiro Examinador


Prof. Adriano Regis Melo Rodrigues da Silva - UFRPE
Segundo Examinador

São Cristóvão, 21 de novembro de 2014

Cidade Universitária "Prof. José Aloísio de Campos" – Av. Marechal Rondon, s/no - Jardim Rosa Elze
– Campus de São Cristóvão. Tel. (00 55 79) 2105-6887
CEP: 49100-000 - São Cristóvão – Sergipe - Brasil – E-mail: promat.ufs@gmail.com

Sumário

Agradecimentos	3
Introdução	6
1 Elementos da Teoria dos Grafos	8
1.1 Primeiras Noções sobre Grafos	8
1.2 Algumas Definições de Grafos	9
1.3 Tipos Especiais de Grafos	11
1.4 Representação por Matrizes	16
1.5 Grafos k -conexos	17
1.6 Cliques	17
2 A Matemática	19
2.1 Grau do Nó	20
2.2 Densidade das Redes	21
2.3 Passeios, Ciclos e Atalhos em Redes Sociais	21
2.4 Conectividade Direcional	22
2.5 Redes Conectadas e Desconectadas	23
2.6 Nó de Corte	24
2.7 Ponte	24
2.8 Grafos Bipartidos	27
2.9 Centralidade e Prestígio	27
2.10 Cliques, n -cliques, n -clã e k -plex	27
2.11 Métricas Utilizadas no Estudo da Análise das Redes Sociais	28
2.11.1 As Métricas de Conexão	28
2.11.2 As Métricas de Distribuição	28

2.11.3	As Métricas de Segmentação	30
2.12	Medidas e Estatísticas em Redes Sociais	30
2.12.1	Medidas importantes em uma rede social	31
2.12.2	Medidas estatísticas em uma rede social	35
3	Ferramentas Computacionais para Análise de Redes Sociais	37
3.1	Softwares de Análise de Redes Sociais (ARS)	38
3.1.1	Plataforma de Software JUNG	39
3.1.2	Plataforma de Software NETMINER	40
3.1.3	Plataforma de Software NETDRAW	40
3.1.4	Plataforma de Software SOCNETHV	41
3.1.5	Plataforma de Software VISONE	42
3.1.6	Plataforma de Software YED	42
3.1.7	Plataforma de Software Pajek	43
3.1.8	Plataforma de Software UCINET	43
4	Aplicações de Redes Sociais em Escolas Públicas	52
4.1	Relação Entre Professores e Instituições de Ensino	53
4.2	Afinidade Entre Professores: Formação de Equipe de Trabalho	54
4.3	Afinidade Entre Alunos: Formação de Grupo de Estudo Versus Perfil de Interesses	65
5	Grafos como Modelo Matemático para Redes Sociais: Experiência em Sala de Aula	73
A	Tutorial para Construção e Visualização de um Grafo no Ucinet	78
B	Arquivos Gerados no UCINET	89
	Referências Bibliográficas	105

Agradecimentos

Em primeiro lugar a Deus, por sempre estar a meu lado em todas as ocasiões.

Aos meus pais, José Bispo (*In Memoriam*) e Maria Lourdes por sempre terem me apoiado na continuação dos estudos, mesmo em tempos difíceis e por terem me educado para que hoje possa ser a pessoa realizada que sou. À minha irmã que também contribuiu para que chegasse até aqui.

À minha amada esposa Deisiane, por sempre ter me apoiado nos momentos difíceis, nos quais cheguei a pensar em desistir do curso e também por entender os finais de semana em que não podemos passear em família devido aos estudos.

À minha querida filha Maria Heloisa que sempre me revigorava nos momentos de cansaço e me fazia continuar.

Aos meus inesquecíveis amigos de estudos, Marcone, José Carlos, Verônica e Lucas entre outros que, ao longo desses dois anos, muito contribuíram para que pudesse concluir essa jornada.

Ao Professor Orientador Humberto, que muitas vezes deixou o seu horário de descanso para poder me orientar, que me emprestou materiais, deu dicas, fez correções excelentes, entre tantas outras coisas.

A todos os meus amigos e colegas de trabalho que fundamentalmente me ajudaram nas pesquisas as quais foram feitas. Sem a atenção especial que sempre me deram, não poderia ter concluído este trabalho.

A todos os meus professores que da maneira deles foram importantes para que chegasse até aqui. Enfim, a todos que de alguma maneira contribuíram para que alcançasse este objetivo.

André Luiz Bispo Ferreira
Novembro de 2014

Resumo

Este trabalho tem como objetivo apresentar um estudo básico de redes sociais e mostrar como alguns elementos desta teoria podem ser apresentados em sala de aula para ilustrar e estimular o estudo da Teoria dos Grafos. Por isso, desenvolvemos algumas aplicações de redes sociais em sala de aula e instituições públicas de ensino, por meio de atividades envolvendo alunos e professores, bem como relações entre professores e as respectivas instituições de ensino nas quais trabalham, atividades as quais foram desenvolvidas através do software UCINET.

Palavras Chaves:

Redes Sociais, Teoria dos Grafos, UCINET.

Abstract

This work aims to present a basic study of social networks and to show how some elements of this theory can be presented in classroom to illustrate and encourage the study of Graph Theory. To reach our goal, we developed some social network applications in State schools, through activities involving students and teachers as well as relationships between teachers and the educational institutions in which they work, activities which were developed using UCINET software.

Key words:

Social Networks , Graph Theory , UCINET .

Introdução

A análise de redes sociais (ARS) surgiu no final do século XX e procura estudar um conjunto de relações entre membros de um sistema social de diferentes dimensões, procurando definir, quantitativamente, medidas que sejam capazes de representar propriedades importantes do sistema, oferecendo meios de analisar e interpretar suas principais características. O conceito surgiu na Sociologia e Antropologia Social e logo passou a ser um novo paradigma das Ciências Sociais. Ao conceituarmos o termo redes sociais podemos descrevê-lo como uma estrutura social composta por pessoas e/ou organizações, que estão conectados por diferentes tipos de relações, nas quais os seus membros compartilham de valores e objetivos comuns. As redes sociais possibilitam relacionamentos nos quais as pessoas se identificam umas com as outras. Desta forma, temos como exemplo de redes sociais uma rede de amizade/afinidade entre alunos de uma mesma turma ou entre os funcionários de uma empresa; rede de contatos e amizades em comunidades virtuais tais como *Facebook*, *Twitter* e *LinkedIn*; rede de relações comerciais entre empresas; rede de relações hierárquicas e funcionais de uma instituição; rede de colaboradores; rede de importação e exportação de um certo insumo entre países etc. De um modo mais geral, na pesquisa com modelos matemáticos o termo “redes” tem uma conotação mais ampla e pode significar um conjunto de objetos arbitrários entre os quais existe algum tipo de relação. Desta forma define-se redes de computadores, redes logísticas, redes metabólicas em células, redes epistemológicas, redes biológicas e, por fim, redes sociais. Para cada tipo de rede desenvolve-se uma teoria para dar suporte ao estudo e análise da rede, definindo as propriedades relevantes e as medidas adequadas para mensura-las.

A estrutura matemática que representa uma rede é o que se denomina grafo, cujo estudo evoluiu para a atual Teoria dos Grafos. Historicamente, a origem da Teoria dos Grafos remonta ao ano de 1736, quando o matemático suíço Leonhard Euler publicou um artigo resolvendo o “problema das pontes de Königsberg”. A figura 1 ilustra as famosas pontes que conectam duas ilhotas do rio Pregel às suas margens na cidade de Königsberg, havendo uma única ponte conectando as duas ilhas; o problema consiste em percorrer todas as pontes passando uma única vez por cada uma delas. Uma solução para este problema será apresentada no Capítulo 1.

Neste trabalho, apresentamos um estudo básico de redes sociais e mostramos como alguns elementos desta teoria podem ser apresentados em sala de aula para ilustrar e estimular o estudo de Teoria dos Grafos. Com a popularização dos diferentes tipos de redes virtuais, tais como *Orkut*, *Facebook*, *LinkedIn*, *Twitter* etc, os jovens de hoje estão muito familiarizados com este tipo de rede social. Portanto, este fato fornece uma oportunidade para mostrarmos como representar uma rede social utilizando um grafo, estudando e analisando conceitos e propriedade importantes em Teoria dos Grafos. Além disso, desenvolvemos algumas aplicações de redes sociais em sala de aula e instituições

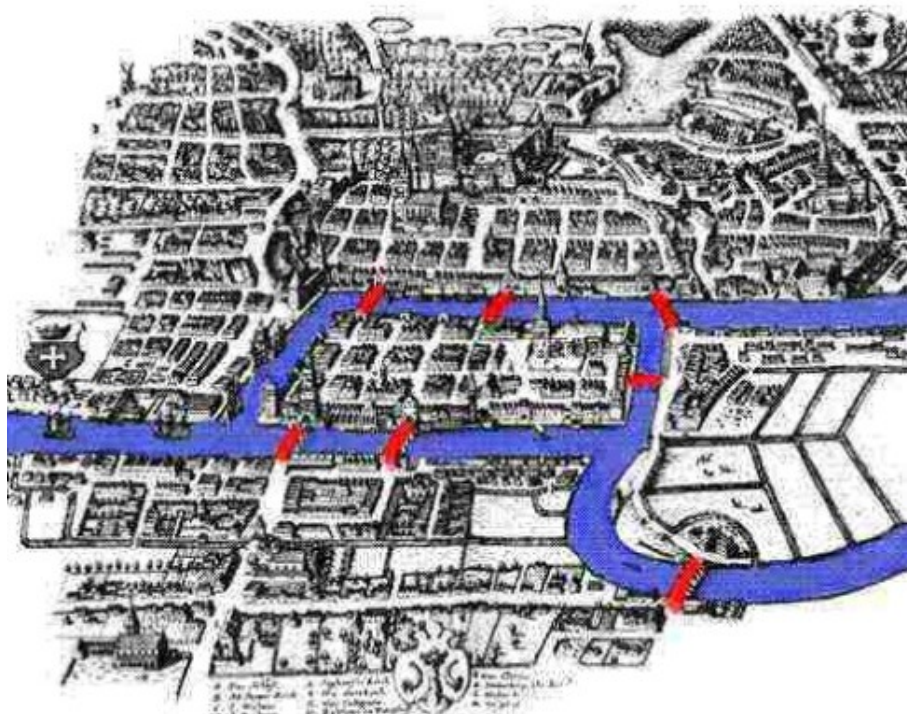


Figura 1: Pontes de Königsberg

públicas de ensino, por meio de atividades envolvendo alunos e professores, bem como relações entre professores e as respectivas instituições de ensino nas quais trabalham.

Para cumprir a proposta apresentada, organizamos este trabalho da seguinte forma: no Capítulo 1, seguindo a abordagem utilizada no texto [9], apresentamos algumas definições básicas em Teoria dos Grafos, necessárias para o estudo de redes sociais; no Capítulo 2, desenvolvemos os principais conceitos e medidas definidos em redes sociais, explorando as relações com Teoria dos Grafos e abordando o problema de modelagem de uma rede social; no Capítulo 3 apresentamos algumas das ferramentas computacionais mais utilizadas para análise de redes sociais, dando maior ênfase ao uso do *software* UCINET, utilizado nos exemplos e aplicações elaboradas pelo autor; no Capítulo 4 são desenvolvidas algumas aplicações. Na primeira delas modela-se as relações entre professores e instituições de ensino nas escolas em que o autor trabalha; a segunda aplicação, trata-se de uma experiência com a finalidade de modelar relações de afinidade entre professores. Os dados obtidos podem, eventualmente, ser utilizados para formação de equipes de trabalho. A terceira aplicação consiste em uma modelagem da relação de afinidade entre alunos, considerando o grau de interesse na disciplina de matemática. Estas experiências podem ser aprimoradas para melhor compreensão do comportamento dos alunos em processos de avaliação. No Capítulo 5, elaboramos uma aula experimental com a finalidade de abordar o estudo de Teoria dos Grafos via redes sociais, analisando o interesse e a participação interativa dos alunos durante a aula. Esta metodologia revelou-se uma eficiente maneira de apresentar noções de Teoria dos Grafos aos alunos de segundo ano do ensino médio.

Advertimos ao leitor que se nada for mencionado, então todas as figuras e resultados foram elaborados pelo autor no *software* UCINET 6.0.

Capítulo 1

Elementos da Teoria dos Grafos

Um grafo é um objeto matemático definido por um conjunto finito de elementos denominados vértices e um segundo conjunto cujos elementos são denominados arestas, representando a conexão entre dois vértices. As arestas podem ser múltiplas, podem ter direção definida e a ela podemos também associar números correspondentes a pesos. O ramo da matemática que estuda as propriedades dos grafos é denominada Teoria dos Grafos e vêm se desenvolvendo, tanto na esfera teórica como na prática, desde meados do século XVII. Os grafos podem ser usados para representar estruturas de muitos problemas de interesse prático como, por exemplo, “O Problema chinês do Carteiro”, “O Problema do Caixeiro Viajante”, análise de tráfego aéreo, modelagem e planejamento da distribuição de funcionários de uma empresa e modelagem de redes sociais em geral.

Em virtude das grandes aplicações no estudo de redes sociais, nesse primeiro capítulo faremos uma breve abordagem sobre os conceitos e teoremas básicos relacionados à Teoria dos Grafos.

1.1 Primeiras Noções sobre Grafos

Para que um grafo fique bem definido ele precisa de dois conjuntos, o conjunto dos vértices (V) e o conjunto das arestas (A), sendo uma aresta definida por um par de vértices. O que vai interessar na elaboração de um grafo é saber quem são os vértices e quem são as arestas, ou seja, os pares de vértices que estão ligados. Os grafos são representados da seguinte maneira: um par $G(V, A)$, onde V é um conjunto arbitrário não vazio de objetos denominados de vértices e A é um conjunto de pares não ordenados de elementos do conjunto V , denominados arestas. Esses vértices serão adjacentes quando uma aresta ligar dois desses vértices, neste caso, dizemos que a aresta é incidente aos vértices. O grau do vértice é medido pelo número de vezes que as arestas incidem sobre os vértices. Como uma aresta é adjacente a apenas dois vértices, a soma dos graus dos vértices é o dobro do número de arestas. Sendo assim, todo grafo G possui um número par de vértices de grau ímpar. Do contrário, teríamos um número ímpar de vértices de grau ímpar e, portanto, a soma dos graus seria ímpar, o que contraria o fato de que a soma dos graus ser um número par.

Dependendo de como as estruturas são apresentadas e de como os grafos serão aplicados, as arestas podem ou não ter direção. Se as arestas tiverem uma direção o grafo é direcionado ou orientado, tendo, como exemplos, a relação entre pai e filho, a relação entre gerente de uma empresa e um simples funcionário, dentre outros.

1.2 Algumas Definições de Grafos

Laços: É quando uma aresta conecta um vértice a ele próprio.

No grafo a seguir, temos que os vértices (A, C e D) são laços e que apesar de D não está ligado a nenhum outro vértice, ele também é um laço.

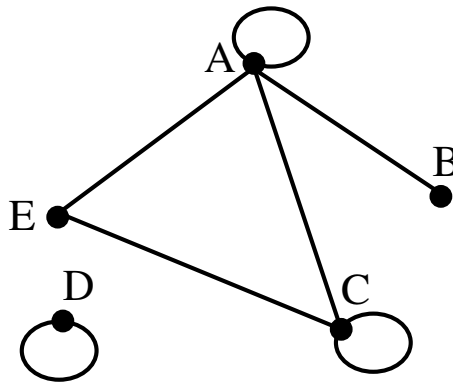


Figura 1.1: Laço

Multigrafo: É quando dois vértices estão ligados por mais de uma aresta. Temos, por exemplo, no grafo a seguir, que os vértices A e D estão ligados por duas arestas.

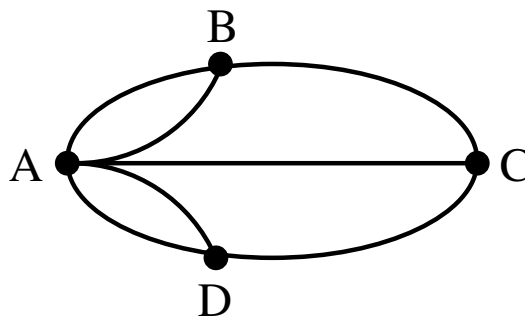


Figura 1.2: Multigrafo

Grafo Simples: São grafos sem laços ou arestas múltiplas.

No grafo a seguir (figura 1.3), temos que nenhum vértice está ligado a ele próprio e também que dois vértices quaisquer são unidos por no máximo uma aresta.

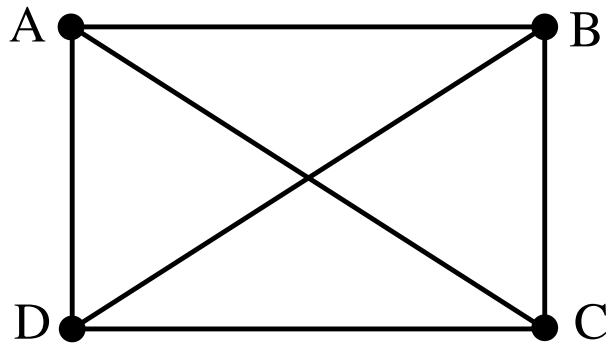


Figura 1.3: Grafo Simples

Grafo Conexo: É um grafo em que é possível estabelecer um caminho entre quaisquer dois vértices.

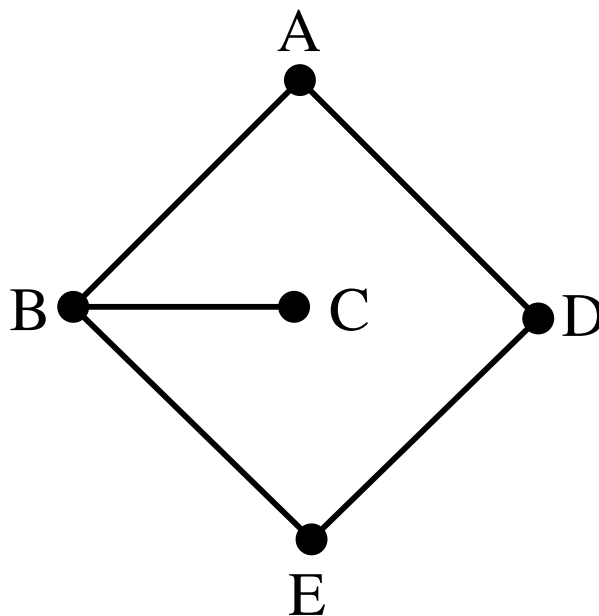


Figura 1.4: Grafo Conexo

Grafos Isomorfos: Dois grafos G_1 e G_2 são ditos isomorfos se existe uma correspondência 1 – 1 entre seus conjuntos de vértices que preserve as adjacências.

Na figura 1.5, nota-se que existe uma correspondência 1-a-1 entre os conjuntos de vértices: A e E; B e F; C e G; D e H. Observa-se por exemplo, que do mesmo modo que o vértice B está ligado a apenas a A e C no primeiro grafo, o vértice F está ligado somente a E e G no segundo grafo. Preservando-se assim os vértices adjacentes a estes.

Nota-se também que uma aresta no primeiro grafo, por exemplo (A,B), fará a correspondência com (E,F) que é uma aresta no segundo grafo. Caso tomarmos dois vértices que não são ligados por uma aresta, por exemplo, B e D, corresponderá a dois vértices (F e H), que também não são ligados.

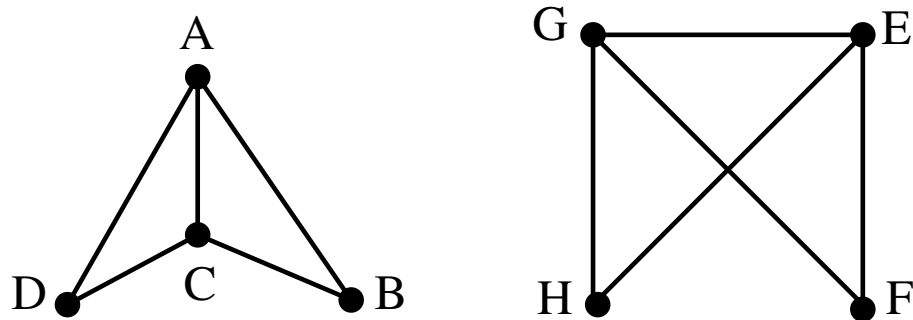


Figura 1.5: Grafos Isomorfos

1.3 Tipos Especiais de Grafos

Grafo Completo: É um grafo onde todo par de vértices é ligado por uma aresta. Um grafo completo com n vértices é denotado por k_n .

No grafo a seguir, observe que todo vértice é adjacente a todos os outros vértices.

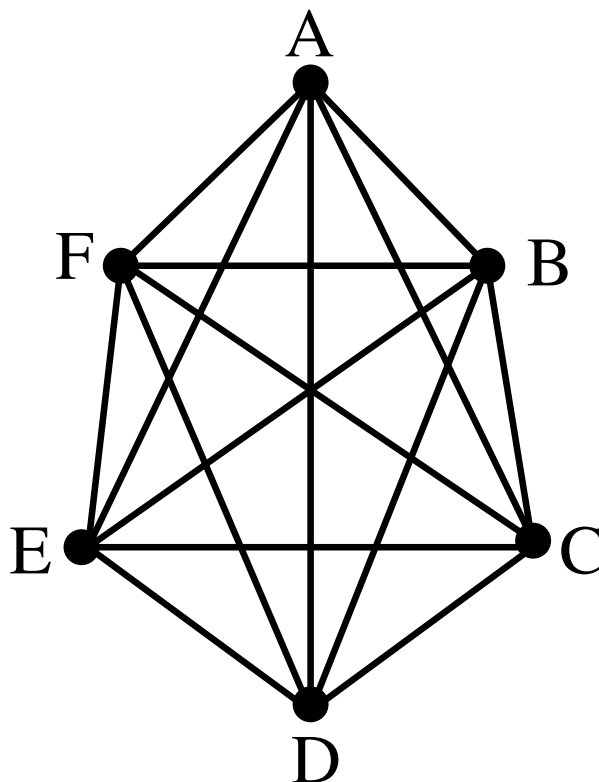


Figura 1.6: Grafo Completo

Grafo Complementar(\bar{G}): É um grafo com o mesmo conjunto de vértices mas com as arestas que faltam no grafo original.

Nos grafos da figura 1.7, observe que para todo par de vértices adjacentes em G , por exemplo (A e C), corresponderá um par de vértices não adjacentes em \bar{G} .

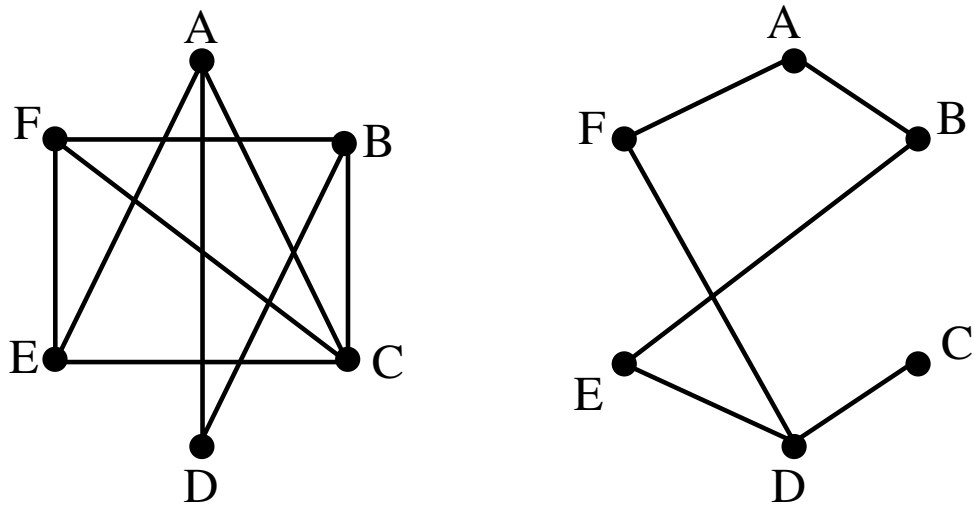


Figura 1.7: Grafos Complementares

Grafo Nulo ou Vazio: É quando o conjunto de arestas $A(G)$ é vazio. Na figura 1.8, observe que não existem vértices adjacentes.

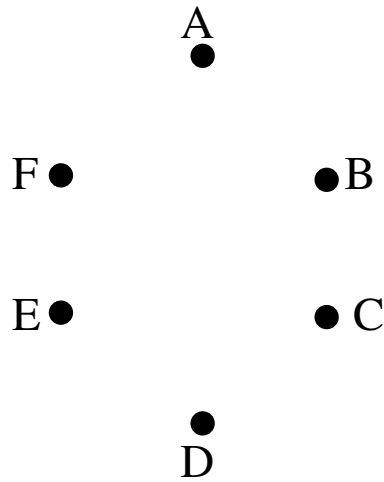


Figura 1.8: Grafo Nulo

Grafo Regular de Grau k ou Grafo k -regular: É um grafo em que todos os seus vértices têm o mesmo grau k .

No grafo da figura 1.9, temos um exemplo de um grafo 3-regular porque todos os vértices têm grau 3. Ou seja, de cada vértice partem 3 arestas.

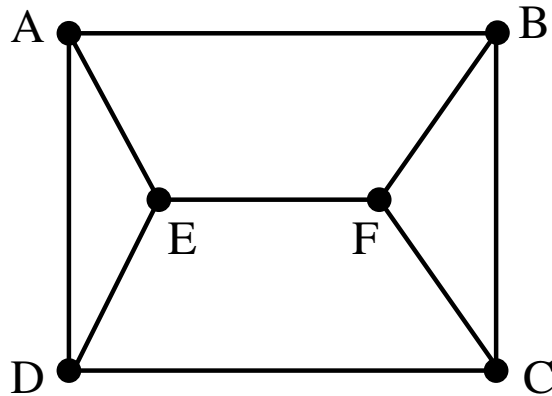


Figura 1.9: Grafo 3-regular

Passeio ou percurso: É uma sequência de arestas do tipo $v_1v_2, v_2v_3, v_3v_4, \dots, v_{n-1}v_n$; onde n é o **comprimento** do passeio.

Trilha: É quando todas as arestas do passeio são distintas.

Trilha Fechada ou Circuito ou Trilha Cíclica: É uma trilha em que $v_1 = v_n$.

Caminho: É uma trilha em que todos os vértices são distintos.

Ciclo: É um caminho em que $v_1 = v_n$. Note que um grafo é um ciclo se e somente se for conexo e regular de grau 2. Notação: C_n .

No grafo a seguir, observe que todo vértice tem grau 2, ou seja, cada vértice pertence a duas arestas.

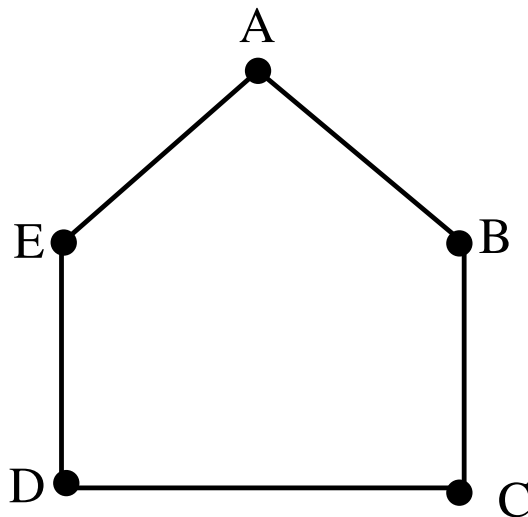


Figura 1.10: Ciclo

Vale também observar que um caminho é um ciclo do qual retiramos uma aresta. Nesse caso o comprimento do caminho é dado pelo número de arestas.

No grafo a seguir (figura 1.11), foi retirada uma aresta (D,E) do grafo (Ciclo) anterior.

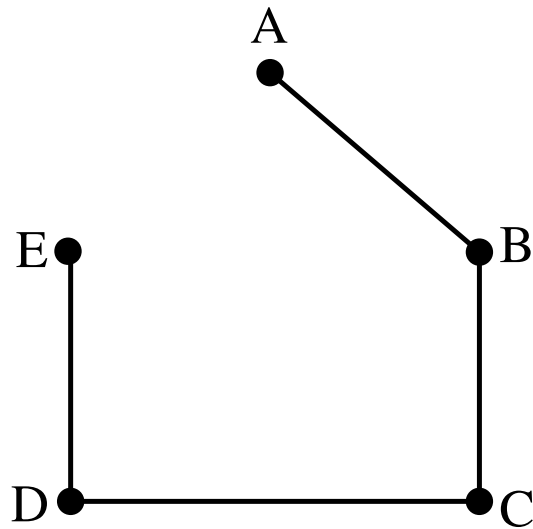


Figura 1.11: Caminho

Para ilustrar os conceitos definidos acima, optamos por representar na figura a seguir cada um destes objetos: EBFBC é um percurso ou passeio; AFDEFB é uma trilha; AFDEFBCA é um circuito ou trilha fechada; ACBFED é um caminho; ACBFEDA é um ciclo.

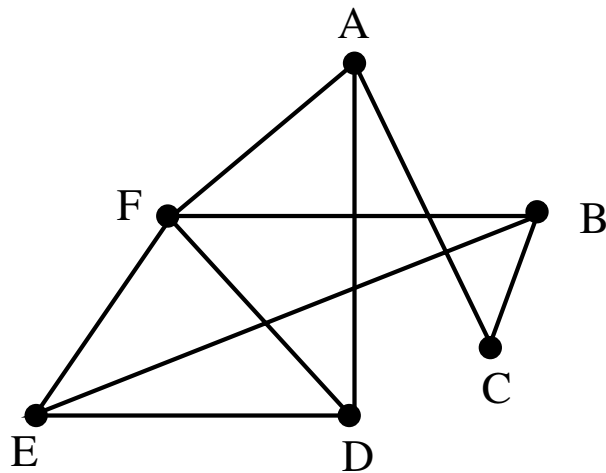


Figura 1.12: Vários tipos de grafo

Árvore: É um grafo conexo sem ciclos como subgrafo. O fato de não ter ciclos faz com que a árvore seja a maneira mais “econômica” de conectar os vértices.

No grafo da figura 1.13, observe que entre quaisquer dois de seus vértices existe caminho. Por exemplo para ir do vértice A ao vértice F existe caminho(A-C-D-G-F).

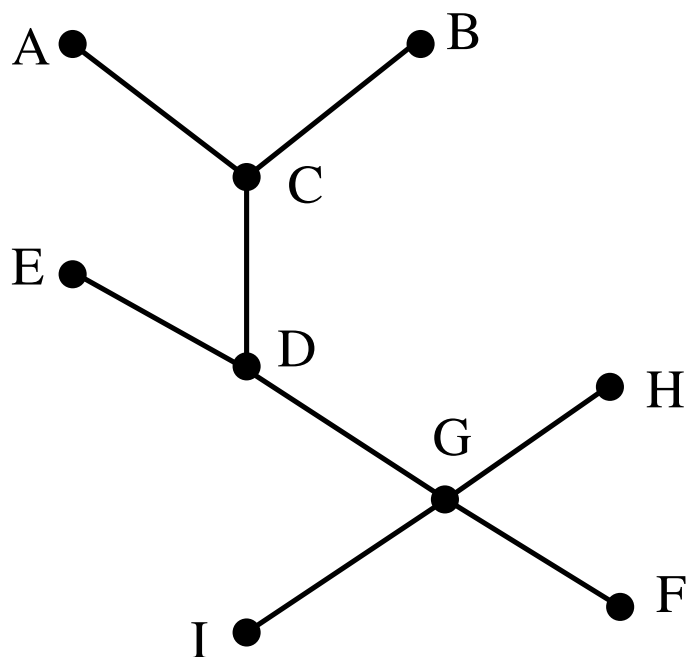


Figura 1.13: Árvore

Grafo Bipartido: É um grafo em que o conjunto de vértices pode ser dividido em dois subconjuntos disjuntos V_1 e V_2 tal que toda aresta de G tem uma extremidade em V_1 e outra em V_2 . O subconjunto V_1 é dito um subconjunto independente de vértices do grafo G pois não há arestas ligando dois vértices de V_1 . O mesmo ocorre com V_2 .

No grafo a seguir, note que os vértices (A e B) de V_1 não forma aresta, do mesmo que os vértices (C,D,E e F) de V_2 também não formam arestas entre si. Observe também que todo vértice de V_1 formará no mínimo uma aresta com pelo menos um vértice de V_2 .

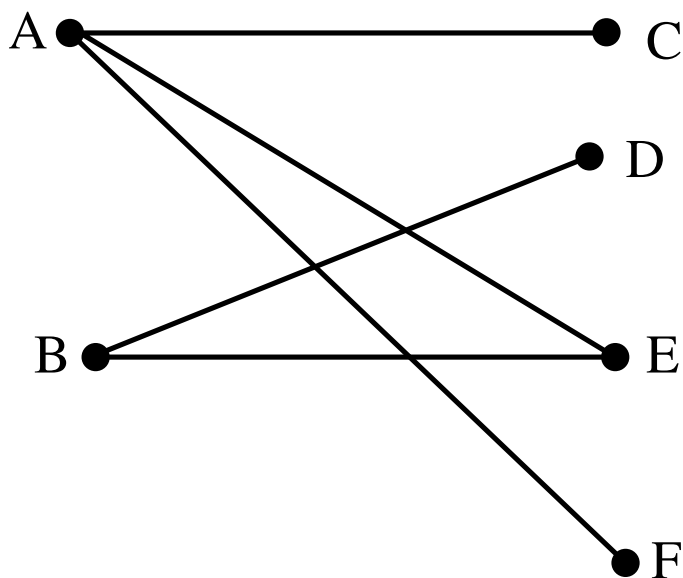


Figura 1.14: Grafo Bipartido

Grafo Bipartido Completo: É um grafo bipartido em que todos os vértices de V_1 são ligados a todos os vértices de V_2 .

No grafo a seguir, note que os vértices (A e B) de V_1 não formam aresta, do mesmo modo que os vértices (C,D,E e F) de V_2 também não formam arestas entre si. Observe também que todo vértice de V_1 formará aresta com todo vértice de V_2 .

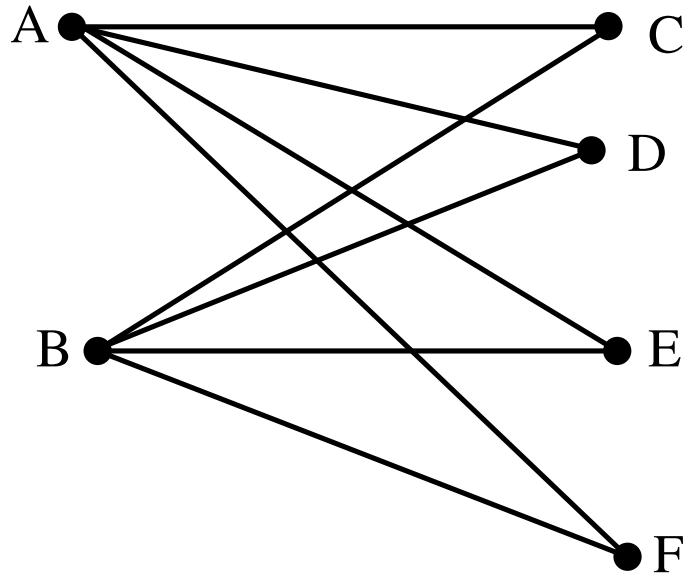


Figura 1.15: Grafo Bipartido Completo

1.4 Representação por Matrizes

Uma das maiores vantagens dos grafos é a sua representação visual de informações. E para o armazenamento e manipulação de grafos por um computador as informações deverão ser representadas por matrizes. Há duas maneiras básicas de representar um grafo como o da figura abaixo através de matrizes, as quais mostraremos a seguir.

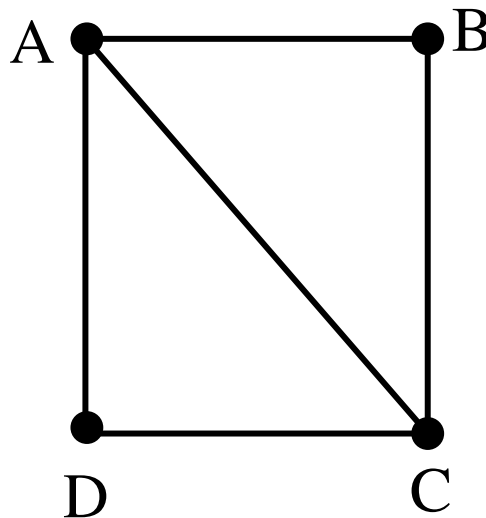


Figura 1.16:

Matriz de Adjacência: É a matriz $n \times n$ definida por $x_{ij} = 1$ se o vértice v_i é incidente em v_j e $x_{ij} = 0$ caso contrário.

	a	b	c	d
a	0	1	1	1
b	1	0	1	0
c	1	1	0	1
d	1	0	1	0

Matriz de Incidência: É a matriz $n \times m$ definida por $x_{ij} = 1$ se a aresta e_j é incidente em v_i e $x_{ij} = 0$ caso contrário.

	ab	ac	ad	bc	cd
a	1	1	1	0	0
b	1	0	0	1	0
c	0	1	0	1	1
d	0	0	1	0	1

1.5 Grafos k -conexos

Dizemos que um grafo conexo é k -conexo se ao retirarmos $k - 1$ vértices do grafo ele continua conexo. O grafo a seguir é um exemplo de grafo 1-conexo, mas não 2-conexo, por que se retirarmos o vértice D do grafo, o vértice F não se ligará a nenhum dos demais vértices e, portanto o grafo se tornará desconexo. Perceba que se retirarmos qualquer outro vértice do grafo, este continuará conexo.

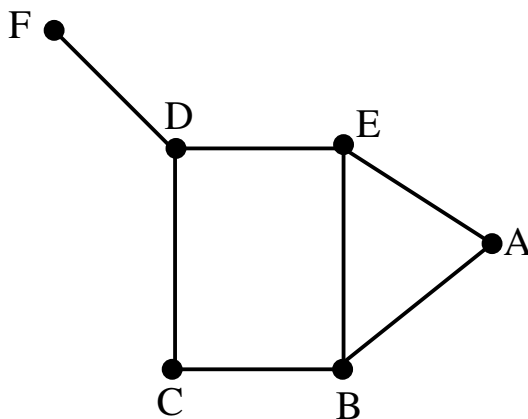


Figura 1.17: Grafo 1-conexo mas não 2-conexo

1.6 Cliques

Um clique de G é um subgrafo completo de G . O número de vértices do clique máximo é o número de clique de G , denotado por $\omega(G)$.

Um conjunto clique (ou completo) de um grafo G é um conjunto de vértices dois a dois adjacentes. Dizemos que um conjunto clique I é maximal se não existe um conjunto

clique J tal que $I \subsetneq J$, e é máximo se $|I| \geq |J|$, para todo conjunto clique J . Chamamos de número clique a cardinalidade de um conjunto clique máximo e o denotamos por $\omega(G)$.

Na figura a seguir, $\omega(G_1) = 5$ e $\omega(G_2) = 4$.

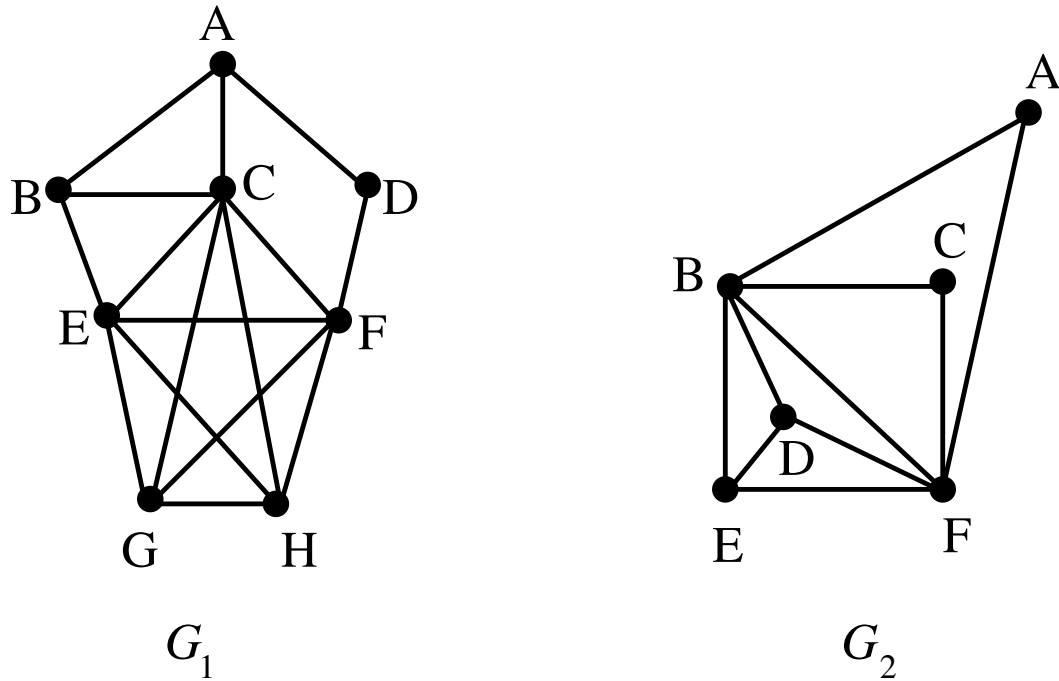


Figura 1.18: Cliques

Uma clique maximal é um clique para o qual não se pode mais adicionar vértices; um clique máximo é um clique que inclui o maior número possível de vértices em um grafo.

Capítulo 2

A Matemática

No capítulo anterior apresentamos os conceitos básicos relacionados à Teoria dos Grafos. Através da Teoria dos Grafos é possível criar modelos de representação gráfica que auxiliam na compreensão e análise das redes sociais, dando ao leitor ferramentas que possibilitam interpretar e agir sobre as redes em estudo, obtendo importantes informações de caráter qualitativo e quantitativo. Neste capítulo abordaremos alguns dos conceitos de Teoria dos Grafos mais usados para interpretar as redes sociais. Tendo em mente que uma rede social é um modelo para representar a maneira como indivíduos e instituições, doravante denominados *atores*, relacionam-se entre si, alguns atributos intrínsecos ao papel social desempenhado por um ator, sua importância bem como propriedades características da rede como um todo, devem ser devidamente representadas e quantificadas por expressões matemáticas definidas com fundamentos heurísticos, sendo estes validados pela prática e por estudos de casos. Este processo resulta numa grande variedade de conceitos e medições, tais como os atalhos entre dois nós (atores), o conceito de prestígio, centralidade de um ator etc.

Um grafo é constituído de nós e de arestas que conectam os nós. Nas redes sociais as representações visuais dos grafos são conhecidas como sociograma, no qual os nós são atores ou eventos e as arestas estabelecem a relação entre esses atores. As ligações são sempre entre dois nós; dessa forma uma ligação define um par de nós ou *díades*, conforme terminologia própria de redes sociais. Na figura abaixo podemos observar a ligação entre os atores ‘a’ e ‘b’.



Figura 2.1: Díade

Quando falamos de tipo de relação entre os atores, elas podem ser *não-dirigida*, caso em que ambos os atores estão envolvidos na relação, existindo uma reciprocidade na relação entre eles, ou *dirigida*, quando a relação parte de um determinado ator para outro, sem garantia de reciprocidade. Podemos citar como exemplo a relação de compra e venda entre produtores de hortaliças e redes de supermercados; tal relação é dirigida, uma vez que o papel do produtor é sempre vender e o de um supermercado é sempre comprar. Já numa rede envolvendo supermercados e clientes, o primeiro sempre vende e o

segundo sempre compra, o que também caracteriza uma rede dirigida. Na rede composta pelos integrantes de um portal de compras e vendas on-line, como o Mercado Livre, cada integrante potencialmente assume papel de comprador e vendedor, o que caracteriza uma rede não-dirigida, ainda que determinados integrantes da rede atuem apenas como vendedores ou compradores. Assim, fica claro que a propriedade da rede ser dirigida é naturalmente modelada por grafos orientados ou dirigidos.

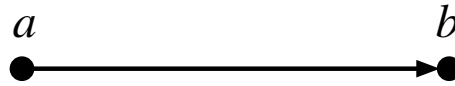


Figura 2.2: O ator 'a' se relaciona com o ator 'b'



Figura 2.3: O ator 'b' se relaciona com o ator 'a'



Figura 2.4: O ator 'a' e o ator 'b' estabelecem uma relação mútua.

Convém observar que quando o número de nós e ligações em uma rede são muitos, torna-se necessário utilizar algoritmos que permitam construir uma representação gráfica da rede (sociograma), de maneira que os aspectos mais importantes de sua estrutura fiquem evidentes. O desenvolvimento de métodos quantitativos para mensurar o valor de variáveis sociais e para medição do grau de relacionamento entre os indivíduos de uma rede, são algumas das questões pertinentes à área denominada *Sociometria*. Na análise das redes sociais, tanto a Teoria dos Grafos quanto a Sociometria, são a base matemática que auxiliam na compreensão dos problemas relevantes.

A seguir apresentaremos aplicações de Teoria dos Grafos à análise de redes sociais. Como os modelos são versões simplificadas da realidade, construídos com bases empíricas e heurísticas, vale ressaltar que nem a Teoria dos Grafos e nem mesmo a Sociometria podem representar a totalidade de características atribuídas a uma determinada rede.

2.1 Grau do Nó

Em uma rede *não-direcionada*, definimos o 'grau' de um nó como sendo o número de arestas incidentes ao nó; este valor pode ser utilizado para definir medidas da importância que um determinado ator tem na rede.

Quando os grafos são de uma rede *direcionada* convém distinguir o grau de entrada do grau de saída para cada nó. O grau de entrada (*Nodal Indegree*) de cada nó é o número de ligações que tem esse nó como destino, sendo obtido pela contagem das 'setas' que

apontam para ele. Já o grau de saída (*Nodal Outdegree*) é o número de ligações que tem o nó como origem, sendo obtido contando a quantidade de setas que partem dele orientadas para outros nós da rede.

Na análise das redes sociais essas medidas são importantes por permitir mensurar a quantidade de relacionamentos de um determinado ator, sendo o grau de saída usado para indicar a capacidade dos atores em se relacionar e expandir a rede, enquanto o grau de entrada pode medir a popularidade do ator. Dessa forma, o papel dos nós assume diferentes denominações de acordo com o comportamento de cada ator na rede.

Quanto ao tipo os nós podem ser: isolado, quando o nó não é origem e nem destino das ligações; transmissor, quando o nó é origem das ligações; receptor, quando o nó é destino das ligações; e portador quando tanto é origem como destino de ligações.

2.2 Densidade das Redes

A Densidade de uma rede é uma medida da intensidade com que as relações estão estabelecidas em uma determinada rede. Denominamos *redes densas* aquelas que possuem uma grande intensidade de ligações, enquanto que *redes esparsas* são as que possuem ligações estabelecidas com baixa intensidade.

Tanto em redes *direcionadas* como *não-direcionadas*, a medida da densidade é representada pelo símbolo Δ , sendo definida pela quantidade de ligações L dessa rede dividida pelo número total de ligações, considerando que, ao determinar o número máximo de ligações, cada aresta do grafo que representa uma rede não-direcionada é contada duas vezes, uma para cada vértice. A seguir apresentamos as expressões que representam a densidade de um grafo não-direcionado e dos grafos direcionados. Observando que f é o número total de atores (nós), temos que:

$$\Delta = \frac{L}{f(f-1)/2} = \frac{2L}{f(f-1)} \text{ para grafos não-direcionados e,}$$

$$\Delta = \frac{L}{f(f-1)} \text{ para grafos direcionados.}$$

Quando um grafo é vazio, a sua densidade é igual a 0. Num grafo completo, que possui todas as possíveis ligações, a densidade igual a 1.

2.3 Passeios, Ciclos e Atalhos em Redes Sociais

A estrutura das redes sociais possibilita estabelecer relação entre dois nós mesmo que não haja uma ligação direta entre eles, ou seja, a ligação existe através de outros nós que estabelecem a ligação entre ambos. A fim de estudar a noção de conectividade, bem como as definições de prestígio e centralidade de um ator numa rede social, fundamentais para o desenvolvimento de uma análise qualitativa, é importante considerar as diferentes maneiras que um determinado ator conecta-se com todos os demais integrantes da rede através de elementos como passeios, ciclos e atalhos, conceitos já introduzidos no capítulo anterior. Desenvolvemos, abaixo, uma revisão destes conceitos.

Um passeio é uma sequência de nós e arestas, que se inicia em um nó e termina em outro nó, passando pelas diversas arestas intermediárias que formam o caminho percorrido. O tamanho do passeio é medido pelo número de arestas percorridas, sendo que os nós e arestas podem ou não se repetir.

Existem dois tipos especiais de passeio. O primeiro é aquele em que as arestas percorridas são distintas mas os nós podem se repetir; este tipo é denominado *trilha*. O segundo caso, denominado *caminho* ou *atalho*, é quando todos os nós e arestas percorridas são distintas.

Um *ciclo* é uma sequência com no mínimo três nós em que o nó final coincide com o nó inicial e que não apresenta repetição de arestas. Nos grafos direcionados apenas denominamos de ciclos aos casos em que todas as setas apontam no mesmo sentido do caminho percorrido. Quando uma das setas aponta para uma direção diferente das outras a sequência é denominada de *semi-ciclo*.

2.4 Conectividade Direcional

Para a análise das redes sociais é muito importante entender alguns conceitos que possibilitam o estudo da coesão entre os membros da mesma. Em uma rede, quando existe um atalho entre dois nós significa que esses dois nós poderão estabelecer algum tipo de relacionamento através do caminho formado pelo atalho.

A conectividade entre os nós pode ser estabelecida em diferentes níveis, dependendo do sentido das setas que fazem o atalho. Definimos, abaixo, os quatro principais tipos de conectividade.

Conectividade fraca é quando entre os nós há um semi-atalho, ou seja, há ao menos uma seta em sentido contrário. *Conectividade unilateral* quando entre os nós há um atalho direcional, todas as setas apontam em um mesmo sentido. *Conectividade forte* é quando entre os nós há um atalho direcional de um para o outro e vice-versa, passando por nós e ligações diferentes. *Conectividade recursiva* é quando entre os nós há um atalho direcional que passa pelos mesmos nós e ligações. Nos grafos a seguir ilustramos cada um desses conceitos com respeito aos nós 'A' e 'D'.

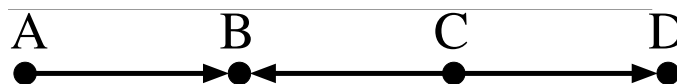


Figura 2.5: Conectividade Fraca



Figura 2.6: Conectividade Unilateral

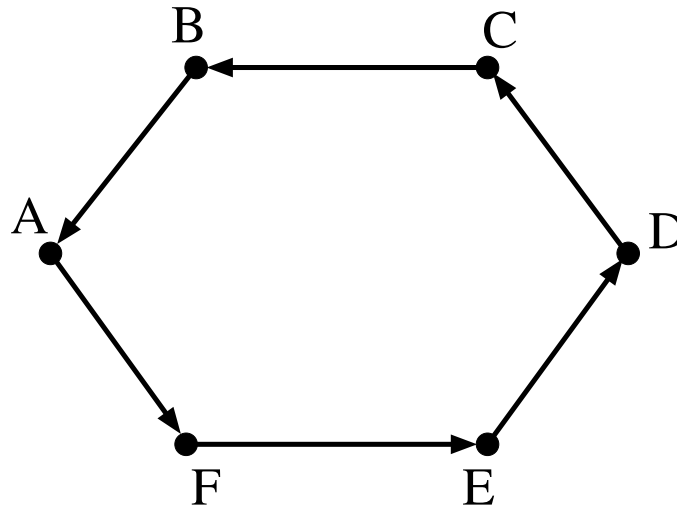


Figura 2.7: Conectividade Forte



Figura 2.8: Conectividade Recursiva

2.5 Redes Conectadas e Desconectadas

A análise de como os elementos de uma rede estão conectados é importante para determinar os blocos de maior interconexão, bem como os atores mais relevantes para manter a rede conectada. Em alguns casos, a retirada de um único ator pode provocar a desconexão de uma rede, o que mostra a relevância deste tipo de análise.

Uma rede é considerada conectada quando existe um atalho entre qualquer par de nós. Em outras palavras, é quando o ator de uma rede pode estabelecer relação com qualquer outro ator. Quando isso não é possível a rede é considerada desconectada. A seguir o exemplo de grafos representando redes conectadas e desconectadas.

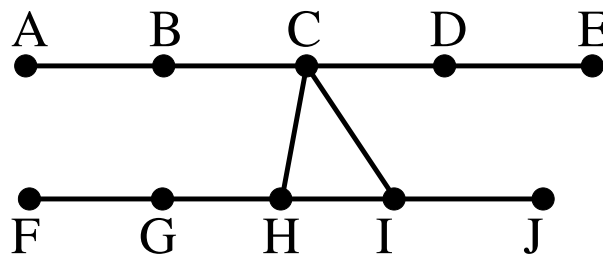


Figura 2.9: Rede Conectada

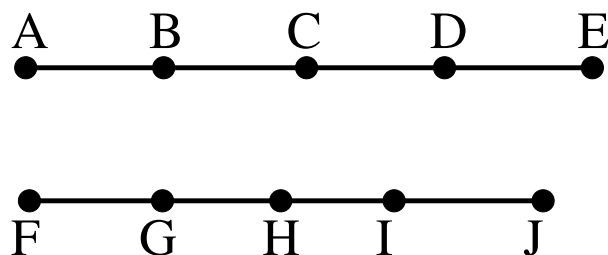


Figura 2.10: Rede Desconectada

2.6 Nó de Corte

Os nós de corte são muito importantes na análise das redes sociais, pois podem dividir a rede em partes, tornando os atores incomunicáveis e enfraquecendo a interconexão de seus elementos. Um exemplo disto ocorre no estudo de redes de crimes organizados, uma vez que a determinação dos nós de corte possibilita determinar os elementos que devem ser isolados para enfraquecer a rede.

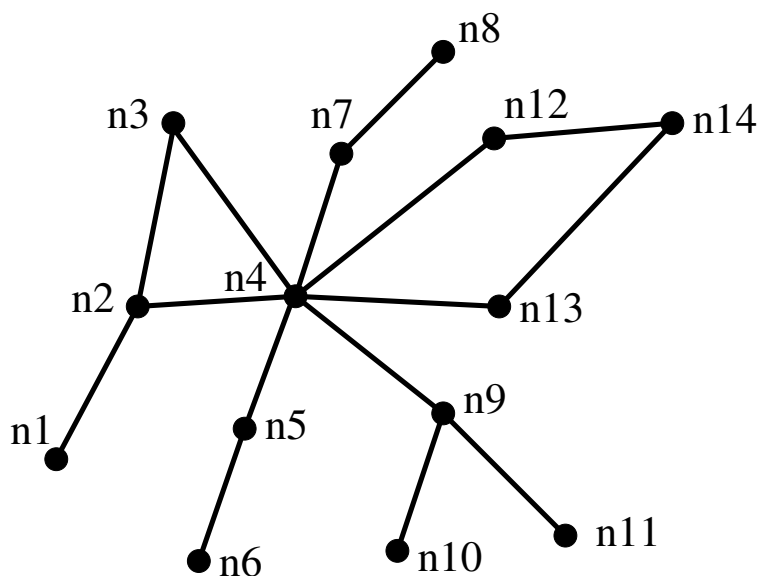


Figura 2.11: Rede Simples

2.7 Ponte

Uma ponte é uma aresta (relação) de um grafo (sociograma) que quando eliminada provoca a desconexão da rede.

Quando uma aresta é removida os nós adjacentes permanecem na rede, ou seja, a remoção de uma aresta não altera o número de nós. Na análise das redes sociais, as pontes representam um contrato ou relação que se for cancelada provoca a desconexão da rede, dando origem a duas ou mais regiões isoladas entre si, em que seus integrantes não se relacionam.

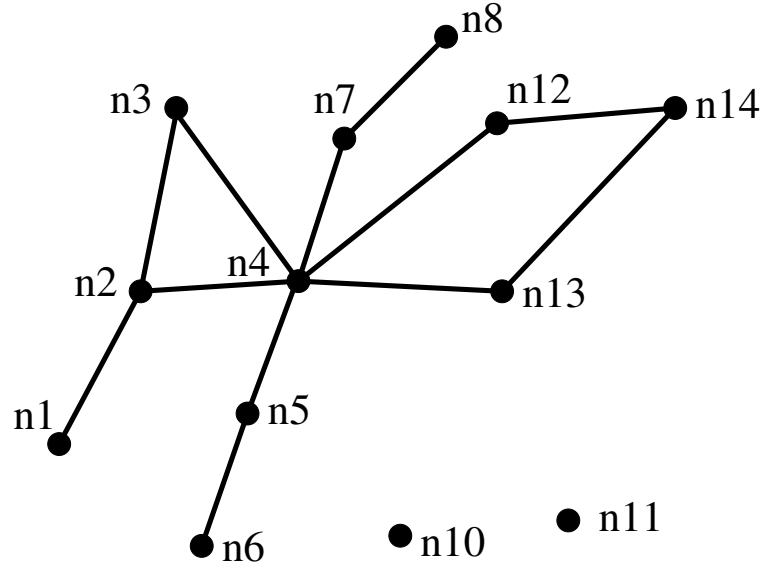


Figura 2.12: Rede simples desconectada pela retirada do nó de corte n_9 .

Na figura abaixo, a linha $l_{3,4}$ (ligação entre n_3 e n_4) é uma ponte, que ao ser retirada, passará a ter dois componentes, sendo que entre os nós n_1, n_2, n_3 e os nós n_4, n_5, n_6 não terá nenhum atalho.

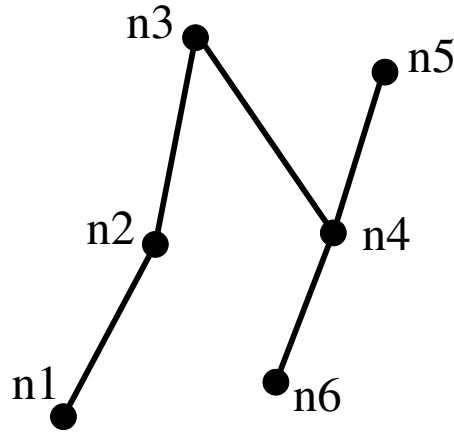


Figura 2.13: Rede Simples

Convém observar que as redes sociais modeladas por grafos tipo árvores são consideradas frágeis, pois a retirada de qualquer ligação provocará a desconexão da rede; qualquer problema com um ator ou uma ligação afetará a capacidade de desenvolvimento da rede, uma vez que todo ator é representado por um nó de corte e toda relação é representada por uma ponte.

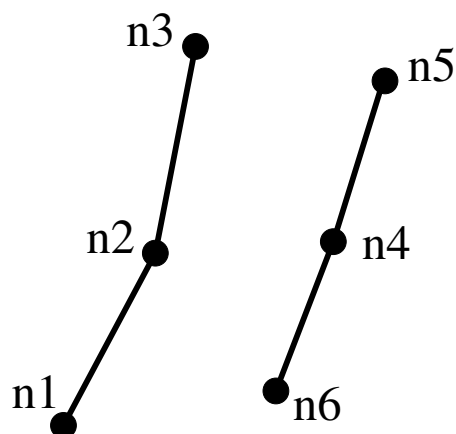


Figura 2.14: Rede simples desconectada pela retirada da ponte ' l_3 '.

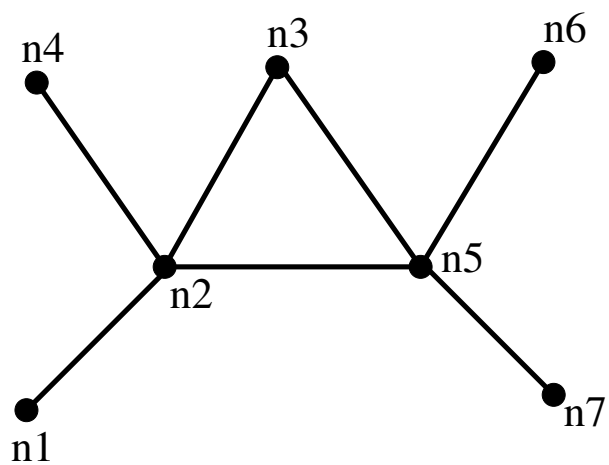


Figura 2.15: Grafo com ciclo $n_2n_3n_5$.

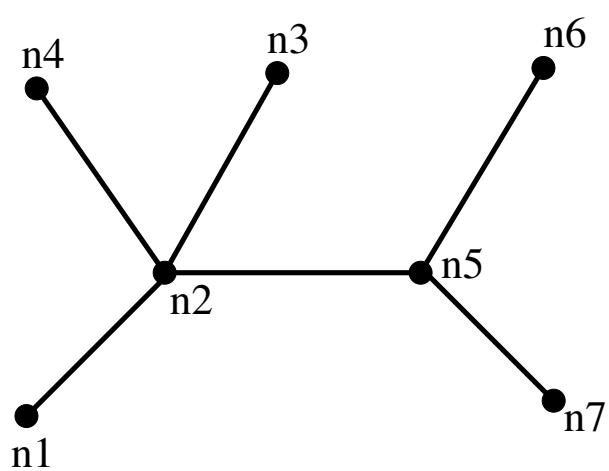


Figura 2.16: Árvore obtida da retirada de uma aresta do grafo da figura anterior.

2.8 Grafos Bipartidos

Um exemplo de rede social modelada por um grafo bipartido (seção 1.3) é a rede composta pelos integrantes de um sistema de educação à distância, pois há uma relação entre um grupo definido de atores para outro grupo, porém não ligação entre os atores dentro de um mesmo grupo. Neste exemplo teremos um grupo formado pelos professores e outro grupo formado pelos alunos que utilizam as ferramentas de tutoria, as ligações entre esses dois grupos serão as perguntas e respostas. Porém nem todos os alunos se comunicarão com todos os professores, bem como nem todos os professores manterão contato com todos os alunos.

2.9 Centralidade e Prestígio

Existem várias definições e maneiras de medir os graus de centralidade e prestígio. Para um determinado nó a centralidade é medida pelo grau do nó, pela quantidade de ligações desse nó na rede. O conceito de prestígio de um ator está ligado às redes direcionadas, nas quais será considerada a quantidade de setas dirigidas a ele, definindo, assim, a noção de prestígio.

2.10 Cliques, n -cliques, n -clã e k -plex

Um clique é um subgrafo completo de um grafo qualquer. No estudo de redes sociais podemos considerar a descrição apresentada por Emyrbayer (1994, p. 1449), que define cliques como sendo “grupos de atores no qual cada um está direta e fortemente ligado a todos os outros.” Os cliques podem representar uma instituição, um sub-grupo específico e até mesmo a movimentação em torno de um dado problema. Desta forma, os cliques podem ser caracterizados como um grupo exclusivo, no qual as pessoas se conhecem e tem algum interesse comum.

Por ser um conceito muito restrito, uma vez que pressupõe que todas as ligações sejam recíprocas, alguns sociólogos criaram outros conceitos que não se baseiam apenas na reciprocidade, mas na acessibilidade e conectividade entre os atores.

Quando a relação baseia-se na distância geodésicas o conceito é chamado de n -clique. Segundo Lago Júnior (2005) os n -cliques “são grupos de atores coesos, aqueles que apresentam uma distância geodésica entre quaisquer dois atores nunca superior a n , onde n é o valor de corte da distância geodésica máxima.”

Se a relação for baseada no diâmetro o conceito é n -clã, que engloba alguns atores que não faziam parte do clique e que passaram a ser inseridos na análise. Estes são definidos como sendo “os subgrupos cujo diâmetro não pode ser superior a n , onde n é o valor de corte do diâmetro máximo.” (LAGO JÚNIOR, 2005)

O conceito que baseia-se na capacidade de conectividade é o k -plex. “Considera-se ator de um subgrupo aquele que é adjacente a quase todos os outros, sendo k o número de exceções, eliminando a necessidade de existência de ligações entre todos os atores de

um subgrupo, ou seja, baseia-se na capacidade de conectividade, como comentado acima.” (LAGO JÚNIOR, 2005)

2.11 Métricas Utilizadas no Estudo da Análise das Redes Sociais

Para a análise de uma rede social faz-se necessário definir métricas capazes de mensurar as principais propriedades e características sociais desempenhadas por um ator. As relações sociais podem ser analisadas a partir de diferentes tipos de métricas; de acordo com a sua utilização elas podem ser de conexão, distribuição ou segmentação. A seguir apresentaremos as principais métricas empregadas na análise de redes sociais.

2.11.1 As Métricas de Conexão

As métricas de *homofilia* permitem o estudo das relações sociais a partir da identificação das semelhanças e diferenças entre os atores das redes sociais.

A medida de *reciprocidade* permite identificar e mensurar como as relações recíprocas estão distribuídas na rede. “As ligações entre os atores podem ser analisadas quanto ao sentido, representadas por setas. Nestes casos, a ligação é recíproca quando flui nos dois sentidos.” (LAGO JÚNIOR, 2005)

A medida de *encerramento* determina os nós que possui várias relações com outros nós, de modo que estes nós interagem entre si e o primeiro nó é o que fecha a rede.

A *propinquidade* permite medir a tendência de que cada nó apresenta para ter mais relações com os outros nós que lhe são geograficamente mais próximos.

2.11.2 As Métricas de Distribuição

Nesta seção apresentamos os principais conceitos relacionados à definição de métricas de distribuição. Como o próprio nome indica, tais métricas tem como finalidade descrever a maneira que as relações entre os diversos atores de uma rede social estão distribuídas no sociograma. Por exemplo, a existência de uma ponte em um sociograma revela que o mesmo está dividido em blocos fracamente conectados, uma vez que a remoção de uma única aresta do grafo que o modela é capaz de aumentar o número de suas componentes conexas. Assim, as relações estão distribuídas em blocos, cada um dos quais formado por uma destas componentes conexas. Vejamos, abaixo, outros conceitos relevantes no estudo das métricas de distribuição:

A *ccentralidade* permite identificar e quantificar a importância de um nó ou de um grupo de nós em uma rede, e pode ser medida através de vários tipos de métodos. Segundo Lago Júnior (2005), “a centralidade considera como medida a quantidade de elos que se colocam entre eles. Esta não é uma posição fixa, nem hierárquica, mas, em se tratando de redes, a centralidade de um ator pode significar poder.” Essa posição central dentro da rede favorecerá o recebimento e a troca de comunicação, porém o fato do indivíduo

não ocupar a posição central não significa que ele não esteja bem posicionado na rede. A posição central pode ser determinada a depender da propriedade com respeito à qual a medida será definida. Segue-se, abaixo, alguns exemplos.

A *centralidade de intermediação* permite a identificação e caracterização dos nós com maior vantagem ou poder em uma rede, uma vez que o ator com maior centralidade de intermediação é justo aquele que faz parte do maior número de caminhos mínimos que conectam qualquer par de atores da rede. Estes indivíduos “ponte” são facilitadores do fluxo da informação entre os elos da rede. Um indivíduo pode não estar em posição central, nem mesmo possuir contatos fortes, mas pode ser importante mediador no fluxo e direção das informações. (LAGO JÚNIOR, 2005)

A *centralidade de grau* permite medir o grau de cada nó dependendo das suas relações. Pode ser definido como de entrada, que é a medida do número de ligações que um ator recebe de outros atores, denotando popularidade ou receptividade, ou de saída, que é a medida do número de ligações que um ator estabelece com outros atores desta rede, denotando expansividade.

A *centralidade de proximidade* permite definir a distância entre os nós através do comprimento dos caminhos mais curtos. “Esta medida caracteriza a independência de um ator em relação ao controle dos outros. Considera-se que um nó é tão mais central quanto menor for o caminho que este necessita percorrer para alcançar outros indivíduos da rede.” (LAGO JÚNIOR, 2005)

Além das medidas de centralidade acima definidas, devemos considerar outras características e propriedades relevantes para análise quantitativa e qualitativa de uma rede social. Uma destas medidas, definida em seção anterior, é a *densidade*, a qual permite definir o número de ligações diretas existentes mediante o número total de ligações possíveis. “Esta retrata a potencialidade da rede em termos de fluxo de informações, ou seja, quanto maior a densidade mais intensa é a troca de informações na referida rede e vice-versa.” (LAGO JÚNIOR, 2005)

A *distância* permite medir o número de passos entre dois nós de uma rede. Segundo Lago Júnior (2005) “é o caminho mais curto entre dois atores de uma rede.” Ou seja, é o comprimento do menor caminho entre dois vértices, que também é conhecida como distância geodésica porque é o comprimento do grafo geodésico entre os dois vértices. Em relação à distância as medidas podem ser definidas como sendo:

Excentricidade (ε) de um vértice v é a maior distância geodésica entre v e qualquer outro vértice. Em outras palavras é quanto um nó é distante do nó mais distante dele no grafo.

Raio, é a excentricidade mínima de qualquer vértice do grafo.

Diâmetro é a excentricidade máxima de qualquer vértice do grafo, ou seja é a maior distância entre quaisquer pares de atores de uma rede.

No grafo a seguir daremos um exemplo de excentricidade, raio e diâmetro.

Observe que no grafo anterior, por exemplo, a excentricidade do vértice A é 3, ou seja, a maior distância do vértice A a qualquer outro vértice deste grafo é 3. Já a maior distância do vértice G a qualquer outro vértice é 4. Neste grafo, o diâmetro é 4 e o raio é 2.

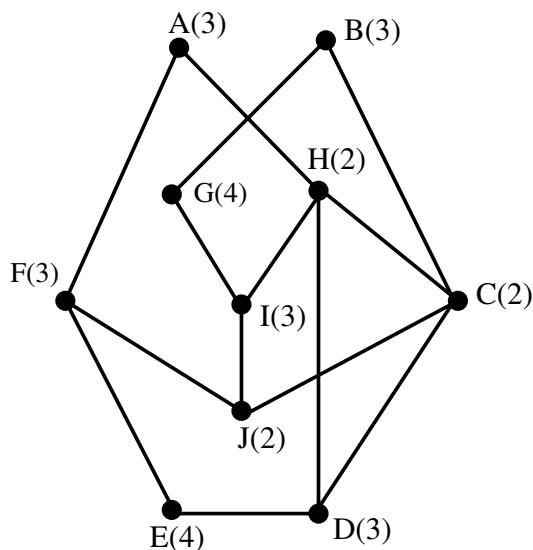


Figura 2.17: Excentricidade, raio e diâmetro

2.11.3 As Métricas de Segmentação

As métricas de segmentação descrevem como uma determinada rede social pode ser segmentada, ou seja, seus atores ficam distribuídos em subgrupos ao considerarmos aqueles que compartilham, exata ou aproximadamente, algumas propriedades. Os *subgrupos* são quaisquer subconjuntos de atores de uma determinada rede. A formação destes subconjuntos pode estar relacionada com posição hierárquica, localização, afinidade, idade, escolaridade, sexo. “Quando envolvem ligações entre dois atores são denominados díades e quando as ligações envolvem três atores são denominados tríades.” (LAGO JÚNIOR, 2005). Estes agrupamentos de atores com propriedades afins definem *grupos*. Um exemplo são os cliques formados por um conjunto de nós onde todos os integrantes estão interligados entre si.

O *coeficiente de agrupamento* permite medir o grau dos nós com tendência em se agrupar.

A *coesão* permite medir o grau dos nós que estão ligados de forma coesa. “Trata-se do forte relacionamento entre atores de uma rede, formando subgrupos em virtude de vínculos estabelecidos por afinidades. Este campo de estudo possui um forte apelo na correlação entre a coesão e padrões de comportamento destes subgrupos.” (LAGO JÚNIOR, 2005)

2.12 Medidas e Estatísticas em Redes Sociais

Um dos objetivos da análise de uma rede social é identificar suas principais características e propriedades, que permitam ao analista entender como se distribuem as relações entre os diversos atores de uma rede. Para isso, faz-se necessário, por exemplo, determinar todos os cliques, pontos de corte e arestas de corte, pois estes são alguns dos elementos que revelam como certos atores, ou conjunto de atores, têm destaque e importância na rede. Além disso, é necessário definir medidas para as diversas propriedades relevantes,

como a centralidade e o prestígio dos atores, de maneira que, com base em algum heurística, é possível elaborar fórmulas matemáticas que possibilitem mensurar o grau de uma propriedade importante dos atores. Por fim, outro recurso importante é a análise da estatística dos dados da rede, considerando que a maioria das aplicações importantes de ARS dá-se em redes muito grandes, sendo, nestes casos, importante sintetizar o comportamento médio de seus integrantes e os valores médios de suas propriedades. Por essa razão, desenvolveremos, nas linhas abaixo, uma descrição de como estas medidas são feitas pela maioria dos *softwares* de análise de redes sociais.

2.12.1 Medidas importantes em uma rede social

Para a elaboração computacional do estudo de redes sociais utilizamos a versão teste do *software UCINET*, o qual possibilita o estudo de diversas medidas e propriedades em ARS que foram definidas anteriormente, dentre as quais damos destaque à lista abaixo:

Visualização de **sociogramas**: grafos de redes sociais que apresentam os atores representados por pontos (ou nós) e as relações entre os atores por linhas; desta forma, um sociograma é a representação gráfica de uma rede social. Exemplos de redes sociais: relações de amizade entre os integrantes de um conjunto de pessoas; relações comerciais entre empresas; relações de importação/exportação entre países.

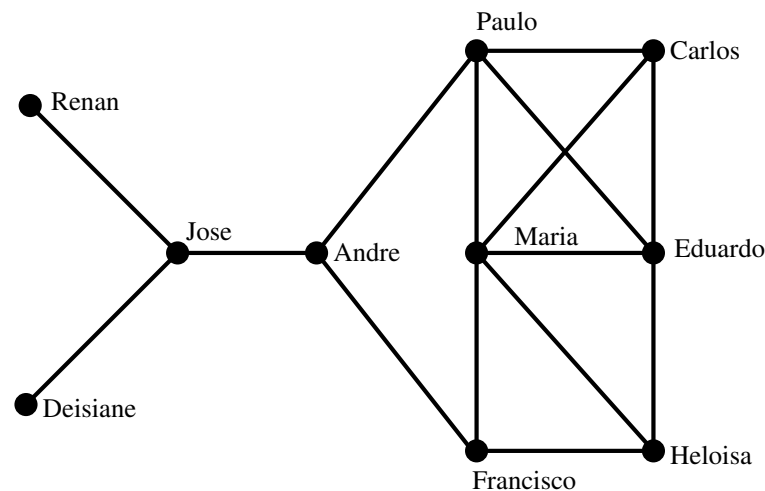


Figura 2.18: Sociograma relacionando a afinidade entre alunos de uma turma

No exemplo acima (Figura 2.18), observa-se que Maria tem uma maior afinidade entre os seus colegas de turma.

Cliques: sub-redes de atores em que todos os atores envolvidos estão conectados entre si; a identificação de um clique numa rede evidencia a existência de um conjunto de integrantes que possuem forte vínculo entre si, pois para desconectá-los é necessário remover um grande número de arestas (vínculos).

Cut-point ou cut-vertex: estes são os nós de corte e mede as posições dos atores quanto à capacidade de subtrair blocos de uma rede caso sejam removidos; ou seja, é um vértice tal que a remoção deste desconecta um grafo. A posição de um ponto de corte é crítica, no sentido de que sua remoção promove a “quebra” da rede em várias sub-redes

desconexas entre si, ou seja, não é possível determinar um caminho conectando indivíduos pertencentes a regiões diferentes.

Densidade: relação entre as ligações existentes entre os atores de uma rede e o total de ligações possíveis; O conceito de grau considera o número de linhas incidentes a cada nó de um grafo. Também podemos considerar o número e a proporção de linhas no grafo como um todo. O número máximo de arestas em um grafo depende do número de vértices. Num grafo com g vértices, desconsiderando arestas múltiplas e laços podemos ter no máximo $g(g - 1)/2$ arestas. Queremos definir a *densidade* de um grafo como uma medida da proporção entre a quantidade n de suas arestas e a quantidade máxima possível. Representando a densidade por Δ temos

$$\Delta = \frac{2n}{g(g - 1)}.$$

Assim sendo, o valor da densidade varia de 0 a 1, sendo nula se o grafo não possui nenhuma aresta e sendo 1 se o grafo possui o número máximo de arestas.

Regiões (componentes): na terminologia matemática, são as componentes disjuntas do grafo que representa a rede social; trata-se de subconjuntos de atores formando regiões desconectadas entre si, ou seja, dois atores somente estão conectados por um caminho se pertencerem a uma mesma região.

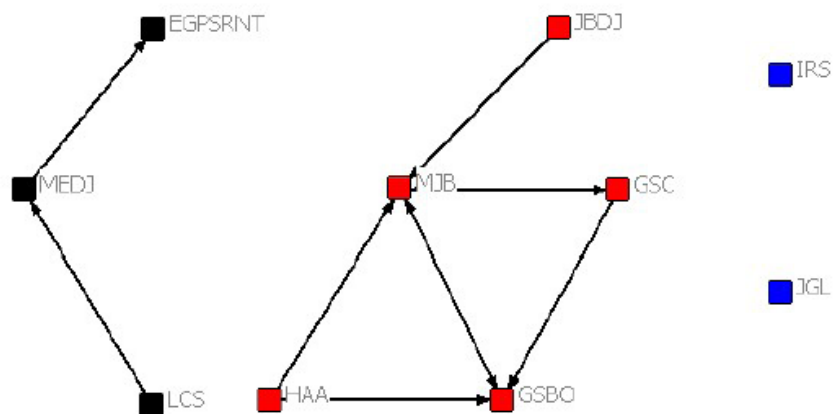


Figura 2.19: Componentes de uma rede social

Temos na figura acima exemplo de uma rede social que foi dividido em 4 regiões. Neste exemplo, note que os atores GSBO e JBDJ pertencem a uma mesma região; enquanto que os atores MEDJ e HAA não pertencem a uma mesma região, haja vista que não existe um caminho entre eles para que possam se conectar.

Força dos laços: Frequentemente os dados de uma rede social consistem de relações valoradas de modo que a intensidade de cada relação (aresta) deve ser registrada e devidamente representada. A intensidade das ligações entre os atores de uma rede social pode ser representada pela espessura das linhas no sociograma ou por um número associado a cada aresta. Exemplos de relações valoradas incluem a frequência de interações entre pares de pessoas, a quantidade de fluxo de dólares entre países e o ranqueamento das amizades entre pessoas em um grupo.

Poder e centralidade: Uma das principais contribuições das ferramentas de análise de redes sociais é permitir determinar o grau de poder ou influência que um determinado ator exerce sobre os demais. Embora não haja um consenso sobre como definir e mensurar esta importante propriedade, as diversas abordagens deste problema oferece uma variedade de recursos para efetuar uma análise eficiente e satisfatória. Partindo do pressuposto de que o poder de um indivíduo é uma propriedade puramente relacional, veremos como as relações de um indivíduo numa rede podem ser utilizadas para mensurar sua capacidade de influenciar e dominar os demais, ou seja, seu poder. Este tipo de análise baseia-se, essencialmente, em três propriedades:

- i) Grau (*Degree*): Vimos que o grau de um vértice num grafo é a quantidade de arestas adjacentes a este vértices. Em um grafo simples este número é uma medida da quantidade de integrantes da rede com os quais um dado ator relaciona-se. Deste modo, presume-se que um ator com maior grau está mais bem posicionado na rede pelo fato de ter maiores oportunidades, uma vez que possui um número maior de opções. No exemplo 2.20 nota-se que se o ator *D* deixar de colaborar com o ator *A* este último ainda continua com muitas alternativas de interação, o mesmo não ocorrendo com os demais. Note que o posicionamento do ator *A* confere-lhe grande autonomia, tornando-o menos dependente dos demais.
- ii) Proximidade (*Closeness*): O poder de um integrante de uma rede social pode ser mensurado pela capacidade de barganhar diretamente com os demais integrantes da rede. Esta noção confere posição privilegiada aos atores de uma rede que são capazes de alcançar os demais através de caminhos mais curtos possíveis. Desta forma, a distribuição de proximidade e distância entre os integrantes de uma rede social é uma potencial fonte de poder.

No exemplo da figura 2.21 nota-se que o ator *B* está diretamente ligado a todos os outros atores. Por isso, *B* tem um maior poder de proximidade em relação aos outros atores.
- iii) Intermediação (*Betweenness*): Uma outra medida de poder é a capacidade de um ator quebrar ou estabelecer conexão entre outros integrantes da rede, ou seja, seu grau de intermediação. Um ator bem posicionado conecta-se diretamente com um grande número de outros atores, enquanto que um mal posicionamento em termos de intermediação reflete-se na necessidade de utilizar-se de outro integrante da rede para poder comunicar-se com os demais. Isto pode se visto no exemplo da figura 2.22, onde o ator *C* conecta-se diretamente com quase todos os atores (exceto *D*) indicando assim que está bem posicionado em detrimento dos atores *A*, *D*, *F* e *G*.

Convencionalmente, as técnicas de análise de redes sociais tendem a considerar a centralidade de um ator quanto ao grau, à proximidade e à intermediação como uma medida de seu poder. Vejamos como a determinação da centralidade de um ator pode ser definida.

- Centralidade quanto ao grau: A maneira mais simples de mensurar a centralidade e potencial de poder de um ator é pelo seu grau. Um ator que possui muitas conexões tem muitas alternativas para ter suas necessidades atendidas, além de ser menos dependente dos demais atores da rede. Se os dados da rede não incluírem a direção

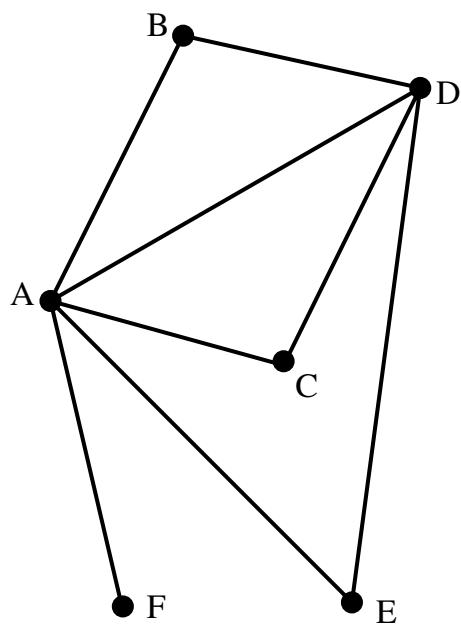


Figura 2.20: Poder de Grau

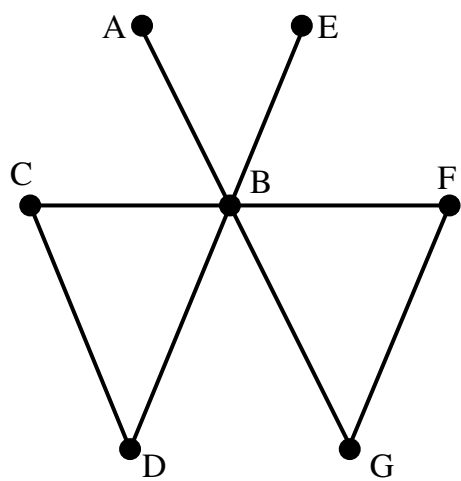


Figura 2.21: Poder de Proximidade

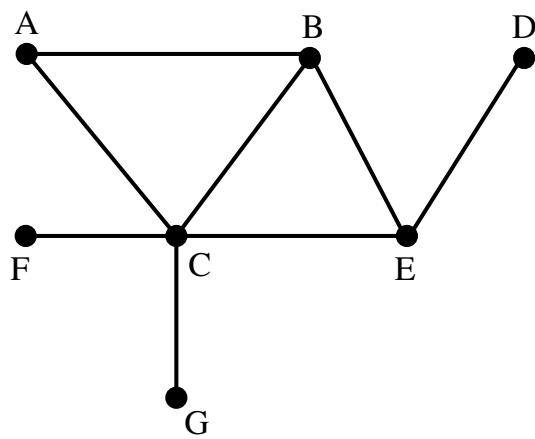


Figura 2.22: Poder de Intermediação

das relações, o grafo que o modela é não-dirigido e a única informação relevante é o grau de cada ator. Caso as relações entre os atores tiverem direções definidas, obteremos um grafo dirigido e, portanto, é necessário diferenciar a centralidade com respeito ao grau de entrada e centralidade com respeito ao grau de saída. Se um determinado ator tem alto grau de entrada dizemos que ele é um elemento *proeminente* e tem grande prestígio. Um ator com alto grau de saída tem uma grande capacidade de influenciar os demais integrantes da rede, e portanto dizemos que ele é *influyente*.

Centralidade de Grau de entrada: mede o número de laços que um ator recebe em uma rede;

Centralidade de Grau de saída: mede o número de laços que se originam em um determinado ator de uma rede;

Centralidade de Intermediação: mede as posições dos atores quanto à capacidade de fazer o maior número de intermediações, ou pontes, entre outros atores que não têm contato direto entre si.

Centralidade de Fluxo de intermediação: mede as posições dos atores quanto à capacidade de fazer intermediações em um fluxo de ligações;

Centralidade de Proximidade: mede as posições dos atores quanto à capacidade de alcançar os outros atores da rede se utilizando do menor número de atores possível;

Centralidade de Informação: mede as posições dos atores quanto à capacidade de receber informação da maior parte do ambiente da rede;

Centralidade de Bonacich: mede as posições dos atores quanto à capacidade de se relacionar com atores centrais de uma rede.

Cluster: agregação de nós em função da semelhança dos seus perfis de laços; pode ser usada para encontrar classes de equivalência aproximada.

Centro-Periferia: indica o quanto um ator é mais próximo ou mais distante de todos os outros atores da rede.

Coeficiente de Agrupamento: mede o grau de conectividade dos atores com o qual um ator é ligado. (HANNEMAN; RIDDLE, 2005, s/p)

2.12.2 Medidas estatísticas em uma rede social

As técnicas de análise de redes sociais podem ser aplicadas como uma ferramenta auxiliar para descrição das propriedades dos mais diversos tipos de redes. No entanto, sua utilidade fica patente no caso em que a análise envolve redes de grandes dimensões, ou seja, redes com número muito grande de atores que se relacionam de maneira complexa entre si. Nesta situação é praticamente impossível descrever as características dos integrantes da rede sem utilizar-se de alguma ferramenta computacional. Portanto, a análise estatística torna-se um recurso muito útil por possibilitar uma descrição do comportamento médio dos atores e como estes comportamentos distribuem-se estatisticamente. Apresentamos,

abaixo, uma descrição das principais medidas estatísticas feitas em uma análise de redes sociais.

- **Grau de Saída Normalizado:** Esta grandeza estima o percentual de grau de saída de um ator com respeito ao valor máximo possível: $NrmOutDeg = \frac{x_i \cdot 100}{\Sigma(f_k) - 1}$; nesta expressão a variável x_i representa o grau de saída do i -ésimo ator e f_k é a quantidade de atores que possuem um grau de saída x_k . Note que $\Sigma(f_k)$ é o número total de atores.
- **Grau de Entrada Normalizado:** Esta grandeza estima o percentual de grau de entrada de um ator com respeito ao valor máximo possível: $NrmInDeg = \frac{x_i \cdot 100}{\Sigma(f_k) - 1}$; nesta expressão a variável x_i representa o grau de entrada do i -ésimo ator e f_k é a quantidade de atores que possuem um grau de entrada x_k . Note que $\Sigma(f_k)$ é o número total de atores.
- **Soma (Sum):** Representa a soma do valor total que uma variável assume: $Sum = \Sigma(x_i \cdot f_i)$, onde f_i representa a quantidade de atores que possuem o valor da variável x_i .
- **Média aritmética (Mean/Average):** $M_a = \frac{\Sigma(x_i \cdot f_i)}{\Sigma(f_i)}$. Esta expressão representa a média aritmética da variável x_i .
- **Variância (Variance):** Em estatística a variância é uma medida do quanto o valor de uma determinada variável num conjunto de dados desvia-se do valor médio, ou seja, é uma medida de dispersão estatística e pode ser calculada pela expressão:
$$V_a = \frac{\Sigma((x_i - M_a)^2 \cdot f_i)}{\Sigma(f_i)}$$
- **Desvio padrão (Standard Deviation):** É uma medida de dispersão estatística que mostra o quanto de variação existe entre os valores de um conjunto de dados e o valor médio. Um baixo valor do desvio padrão indica que os valores dos dados tendem a estar próximos do valor médio; um valor grande do desvio padrão indica que os valores dos dados desviam-se em relação ao valor médio. É definido como sendo a raiz quadrada da variância: $D_P = \sqrt{\text{variância}}$.
- **Soma dos quadrados dos elementos (SSQ):** $SSQ = \Sigma(x_i)^2 \cdot f_i$.
- **MCSSQ:** esta é outra expressão que estima o quanto o valor de uma variável desvia-se da média: $MCSSQ = \Sigma((x_i - M_a)^2 \cdot f_i)$
- **Norma euclidiana (Euclidean Norm):** $EucNorm = \sqrt{SSQ}$.
- **Mínimo (Minimum):** valor mínimo de uma variável;
- **Máximo (Maximum):** valor máximo de uma variável;
- **Número de Observações (N of Obs):** quantidade de elementos no conjunto de dados.

No próximo capítulo serão apresentados exemplos de como estas medidas podem ser feitas utilizando o UCINET.

Capítulo 3

Ferramentas Computacionais para Análise de Redes Sociais

Podemos classificar redes sociais como estruturas que representam pessoas ou organizações (chamados de atores) e as relações que estabelecem entre si. Segundo Lago Júnior (2005) ator é “cada indivíduo, setor ou departamentos que estão interligados à rede”. A Análise das Redes Sociais (ARS) realizada a partir da identificação dos atores e de suas ligações permite o estudo das relações entre os indivíduos que interligam as redes, do fluxo das informações, das formas de conexões e de sua influência nos processos organizacionais, nos dando a possibilidade de identificar as maneiras como esses atores interagem e como essas redes sociais se desenvolvem.

Segundo MENEGHELLI (2009) a teoria da análise de redes sociais “é um conjunto de métodos de estudo dos grupos sociais, uma forma matemática de medir as relações, laços e interações sociais, como componentes da estrutura social.”

A análise das redes sociais preocupa-se em estudar as estruturas sociais, os comportamentos ou opiniões individuais dentro dos grupos no qual estão inseridos, porém esses estudos não se baseiam apenas nos atributos individuais como classe, sexo ou idade, mas no conjunto das relações que os indivíduos estabelecem a partir da interação com os outros indivíduos.

Segundo Soares (2002), a Análise de Redes Sociais compreende os seguintes princípios:

- 1 – Os atores e suas ações são vistos como interdependentes, em vez de unidades autônomas;
- 2 – Os vínculos relacionais entre atores são canais de transferência ou fluxo de recursos (materiais ou não-materiais);
- 3 – Os modelos de rede que centram atenção sobre os indivíduos vêem o ambiente estrutural da rede como algo que pode fornecer oportunidades ou constrangimentos à ação individual;
- 4 – Os modelos de rede conceituam estrutura (social, econômica, política e assim por diante) como padrões duradouros de relações entre atores;
- 5 – A estrutura afeta formalmente a ação, por meio de um determinismo fraco –

estruturas altamente homogêneas induzem certas práticas, por causa do tipo de contatos que elas favorecem;

6 – A estrutura afeta a percepção do próprio interesse – por exemplo, qualquer pessoa que quer casar perceberá um cônjuge elegível do próprio status social como a escolha mais econômica;

7 – Os indivíduos racionais tomam decisões de acordo com próprio interesse, isto é, com base numa escala de preferências – racionalidade relativa;

A representação das redes sociais pode ser realizada através de diagramas, composto por nós e das ligações entre eles, aonde os nós são representados por pontos e as ligações por linhas. Os nós representam os atores (indivíduos e organizações) da rede social e as ligações representam as relações entre esses atores. Essas relações podem ser de parentesco, amizade, posição dentro da organização etc.

A Análise de Redes Sociais é uma técnica usada pela Sociologia Moderna para identificar as relações complexas entre os vários elementos do sistema social em suas diferentes dimensões. Além da Sociologia, outras áreas do conhecimento se utilizam da Análise das Redes Sociais como a Antropologia, Administração, Medicina, Biologia, Economia, Geografia, Matemática, Ciências da Comunicação entre muitas outras. Para exemplificar podemos citar alguns autores que foram pioneiros na Análise de Redes Sociais. Os fundamentos matemáticos para a modelagem de uma rede social foram criados pelo matemático Leonhard Euler, que ao resolver o problema das Pontes de Königsberg desenvolveu a Teoria dos Grafos. No que concerne à aplicação da Teoria dos Grafos no estudo de uma rede social, convém destacar a contribuição de Jacob Moreno, que em 1934 usou sociogramas e matrizes sociais para analisar as relações entre as pessoas (SCOTT, 2000). Moreno explorava a possibilidade do uso de métodos psicoterapêuticos para revelar as estruturas de grupos de amigos. O autor usava a experimentação, a observação e aplicação de questionários para explorar as maneiras como as relações entre as pessoas de um grupo podem ser tanto limitantes como oportunas nas suas ações e no seu desenvolvimento psicológico. O termo ‘Sociometria’ está associado ao trabalho de Moreno, e pode ser entendido como o estudo quantitativo e qualitativo de relações positivas e negativas entre atores. Os sociogramas desenvolvidos por Moreno são grafos nos quais os atores de um grupo social são representados por pontos e as relações entre os atores são representadas por linhas que conectam os pontos. O autor afirmava que a construção dos sociogramas permitiria aos pesquisadores identificar líderes e indivíduos isolados, descobrir assimetrias e reciprocidades, bem como mapear cadeias de conexão. (SCOTT, 2000).

Partindo dessas premissas, apresentaremos nesse capítulo algumas ferramentas utilizadas na Análise das Redes Sociais (ARS).

3.1 Softwares de Análise de Redes Sociais (ARS)

As redes sociais são formadas por uma infinidade de dados (indivíduos, organizações, instituições) que são conectados por diferentes vínculos e situações. Para que todas as estruturas que compõem as redes sociais sejam analisadas é preciso a utilização de *softwares* especialmente desenvolvidos para a adequada representação e manipulação de todos estes dados.

Segundo Freitas (2008) “a análise visual das redes sociais ocorre por meio de grafos, onde os nós representam entidades sociais (pessoas, instituições, grupos, etc.) e as setas representam os relacionamentos existentes, permitindo uma visualização da rede como um todo.”

Para escolher o *software* que melhor preencha as necessidades específicas de cada análise a ser feita, é preciso ter conhecimento das principais características e recursos que os *softwares* oferecem, além de conhecimento sobre a análise de redes sociais e das necessidades do tipo de rede a ser estudada.

É inegável a contribuição dos *softwares* na análise das redes sociais, pois os mesmos, além de facilitar o tratamento dos dados, ainda agiliza o trabalho dos pesquisadores, pois permite o processamento de um grande volume de dados. Outro ponto que podemos destacar é a facilidade na realização dos cálculos das medidas analisadas, e a identificação de indicadores específicos da rede que dão suporte a análise com dados objetivos.

Esses *softwares* foram desenvolvidos especificamente para a análise das redes, possuem diferentes métricas utilizadas para a análise quantitativa dos dados. Entre esses *softwares* podemos citar o JUNG; o NETDRAW; o SOcNETV; o NETMINER; o UCINET; o VISON; o YED; o PAJEK. Apresentaremos a seguir as características mais importantes desses *softwares*, descritas com base nas informações retiradas do site de cada desenvolvedor.

3.1.1 Plataforma de Software JUNG

O Java Universal Network/Graph é uma biblioteca de *software* que fornece uma linguagem comum e extensível para a modelagem, análise e visualização de dados que podem ser representados como um grafo ou rede.

JUNG Java Universal Network/Graph Framework	
Overview	Overview
Download	
Documentation	JUNG — the Java Universal Network/Graph Framework—is a software library that provides a common and extendible language for the modeling, analysis, and visualization of data that can be represented as a graph or network. It is written in Java, which allows JUNG-based applications to make use of the extensive built-in capabilities of the Java API, as well as those of other existing third-party Java libraries.
Examples	
Wiki	
Projects Using JUNG	
FAQ	
Support	The JUNG architecture is designed to support a variety of representations of entities and their relations, such as directed and undirected graphs, multi-modal graphs, graphs with parallel edges, and hypergraphs. It provides a mechanism for annotating graphs, entities, and relations with metadata. This facilitates the creation of analytic tools for complex data sets that can examine the relations between entities as well as the metadata attached to each entity and relation.
Team	
Presentations	
Bug Tracker	
Sourceforge	
Acknowledgements	The current distribution of JUNG includes implementations of a number of algorithms from graph theory, data mining, and social network analysis, such as routines for clustering, decomposition, optimization, random graph generation, statistical analysis, and calculation of network distances, flows, and importance measures (centrality, PageRank, HITS, etc.).
Links	
SOURCEFORGE.NET	JUNG also provides a visualization framework that makes it easy to construct tools for the interactive exploration of network

Figura 3.1: Plataforma JUNG

A plataforma JUNG é escrita em Java, o que permite aplicações baseadas nesta plataforma fazer uso das extensas capacidades das APIs do Java, bem como de outras bibliotecas Java existentes. A arquitetura JUNG é projetada para suportar uma variedade de

representações de entidades e suas relações, como grafos dirigidos e não-dirigidos, grafos multi-modal, grafos com arestas paralelas e hipergrafos.

3.1.2 Plataforma de Software NETMINER

Permite explorar dados de uma rede visual e imperativa, além de permitir detectar os padrões subjacentes e as estruturas da rede.

Há cinco diferentes níveis de licença; estas estão relacionadas ao tamanho dos dados a serem tratados pelo *software*. O programa possui módulo que pode ser usado para desenhar mapa da rede em grande escala 2D, separando o processo de visualização em duas etapas: apresentação e desenho. O *software* foi desenvolvido para a família de sistemas operacionais Windows.

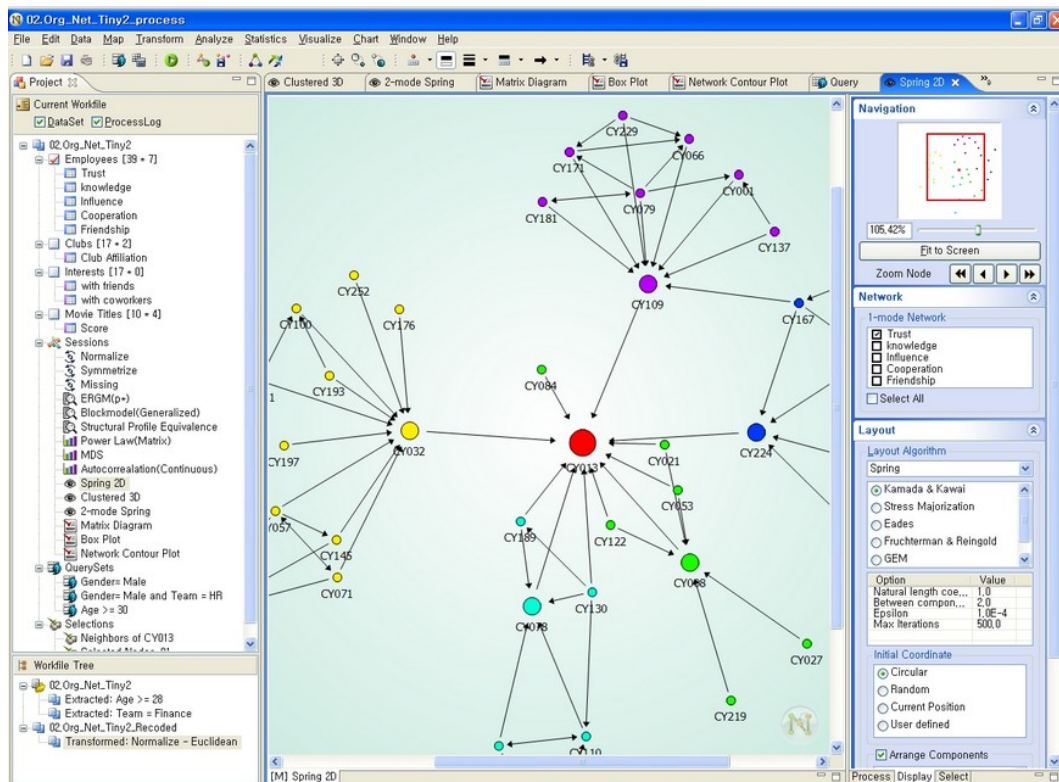


Figura 3.2: Plataforma NETMINER

3.1.3 Plataforma de Software NETDRAW

Desenvolvido por Steve Borgatti, o *Software* permite visualização de dados de redes sociais. Nele as imagens podem ser gravadas em Windows Metafile, JPG, GIF e bitmap. O programa lê arquivos do sistema UCINET, arquivos UCINET DL, arquivos Pajek, e seu formato próprio VNA.

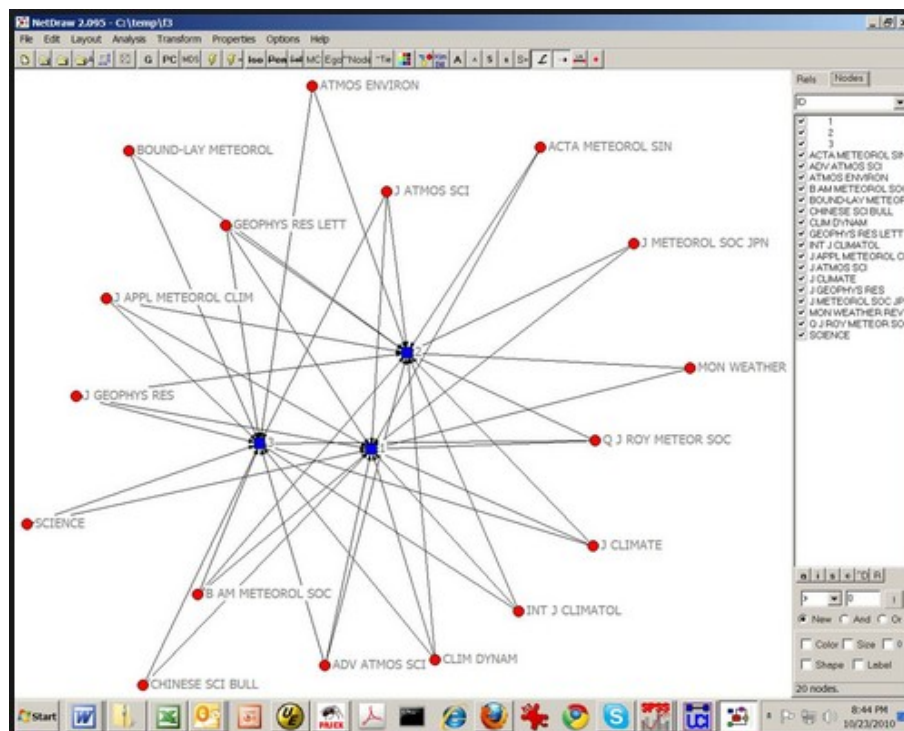


Figura 3.3: Plataforma NETDRAW

3.1.4 Plataforma de Software SOcNETV

O *Social Networks Visualizer* é um *Software* que permite a construção e exploração de redes de vários formatos (GraphViz, GraphML, adjacência, Pajek, UCINET, etc.). Este *software* permite ao usuário, calcular as propriedades básicas de rede, tais como densidade, diâmetro e distâncias (comprimentos de caminho mais curto), centralidades, coeficientes de agrupamento, entre outros.

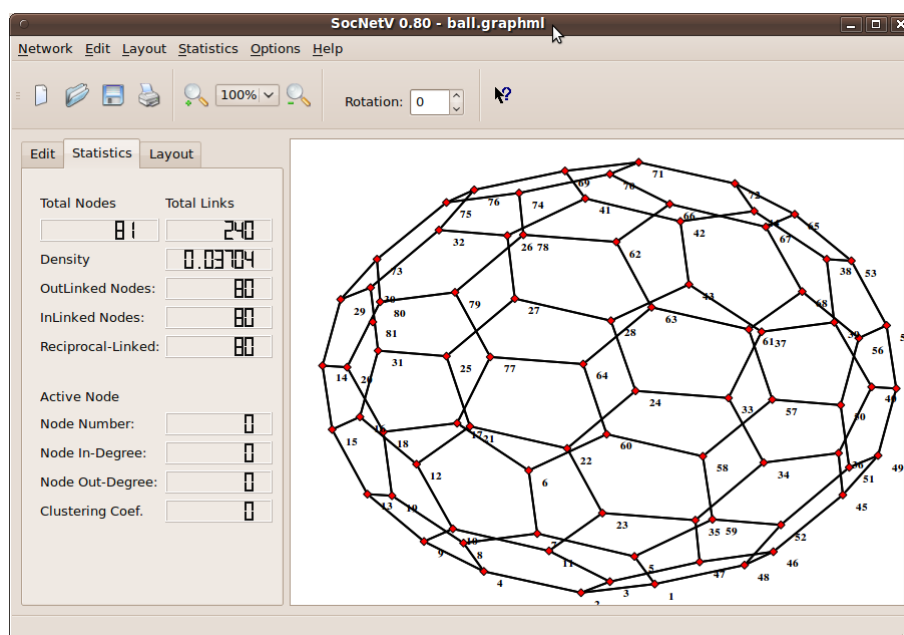


Figura 3.4: Plataforma SOcNETV

3.1.5 Plataforma de Software VISIONE

É um *software* que propõe o desenvolvimento de modelos e algoritmos para a análise e visualização de redes sociais. Este está disponível em Java para Windows e Linux, além de suportar importação e exportação de formatos tradicionais (JPG, PDF, SVG) para dados de rede social.

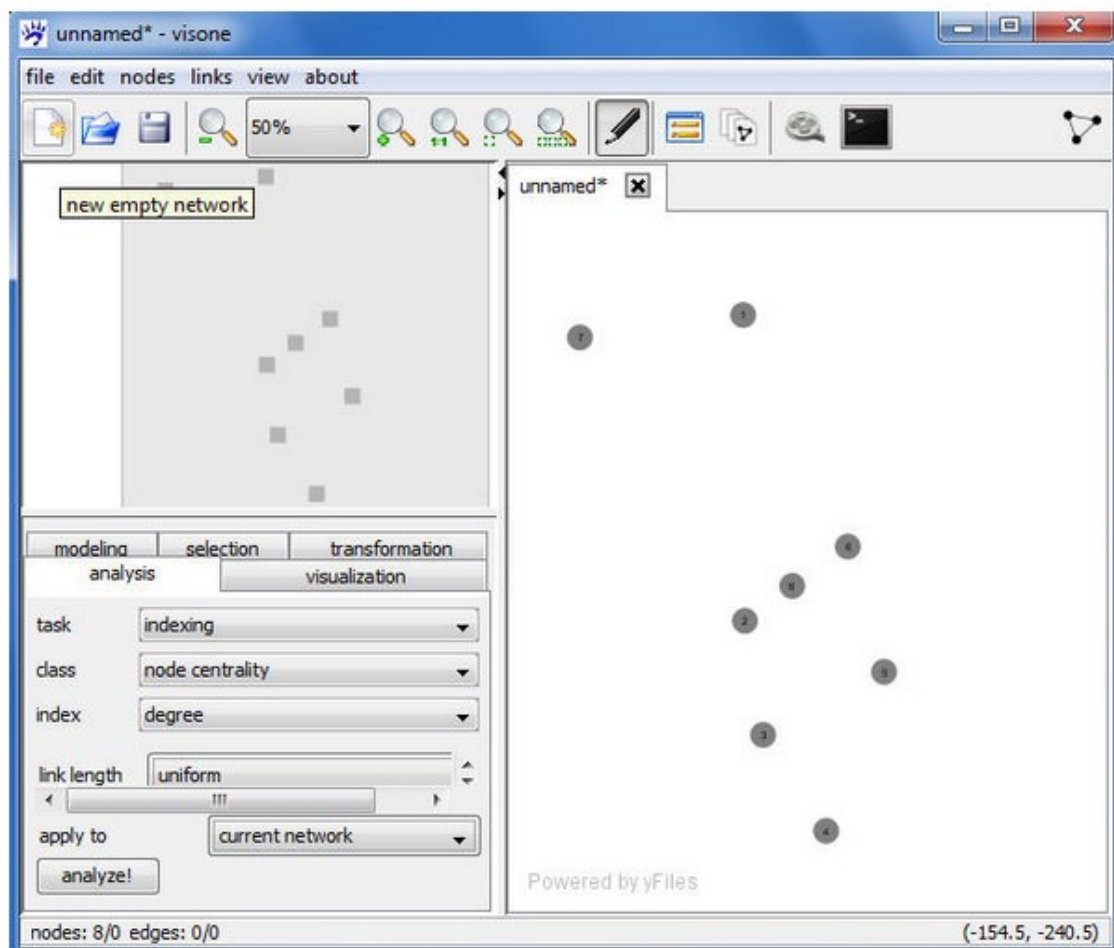


Figura 3.5: Plataforma VISIONE

3.1.6 Plataforma de Software YED

Software utiliza um editor gráfico que pode ser usado para gerar desenhos e aplicar layouts para uma variedade de esquemas diferentes de redes. Este *software* é gratuito e possui uma biblioteca de classes Java que permite a visualização, edição, otimização, desenho e animação de uma vasta gama de diagramas, redes e outras estruturas. Este trabalha com arquivos de diversos formatos, tais como: PDF, SWF, SVG, JPG, GIF, HTML e BMP, além de suportar a incorporação de *URLs* e sugestões descritivas para ambos os nós e arestas.

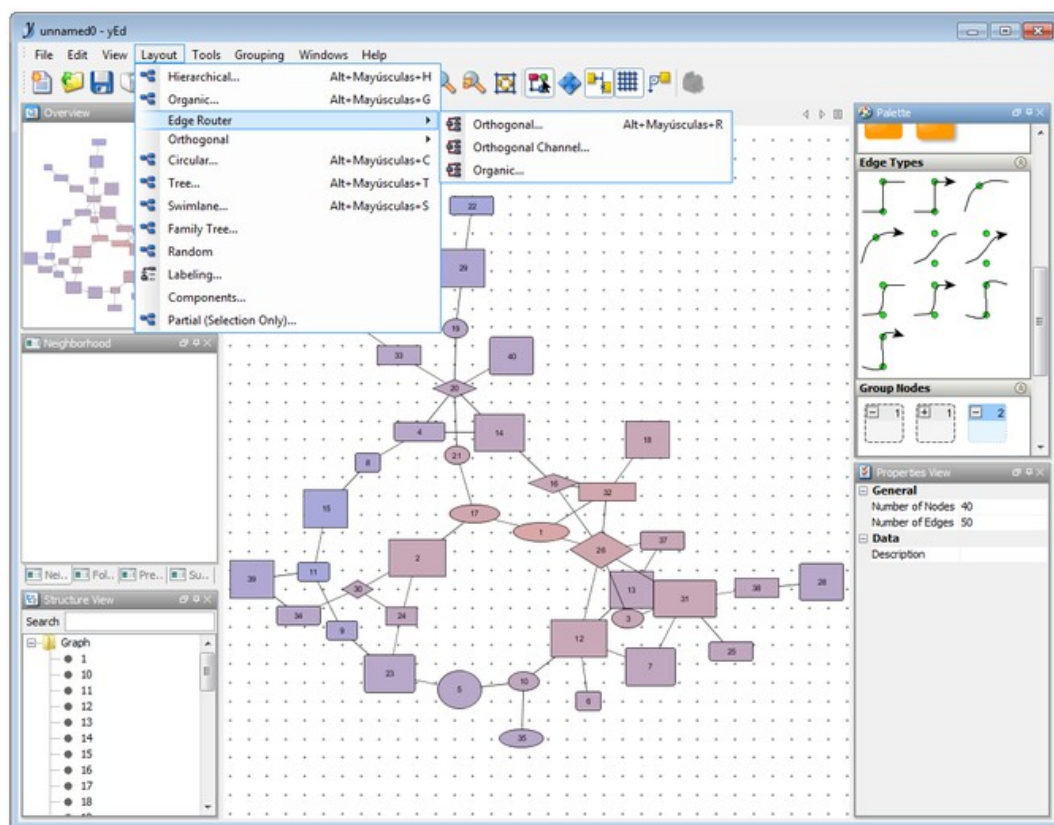


Figura 3.6: Plataforma YED

3.1.7 Plataforma de Software Pajek

O Pajek (“aranha” em esloveno) é um programa de Windows para análise de grandes redes. O *software* começou a ser desenvolvido em 1996 e está disponível gratuitamente no site <http://vlado.fmf.uni-lj.si/pub/networks/pajek/>.

Além dos seus próprios formatos de arquivo, o programa aceita diversos outros como: UCINET DL, genealogical GED, e alguns formatos moleculares: BS (Ball and Stick), MAC (Mac Molecule) e MOL (MDL Molfile).

3.1.8 Plataforma de Software UCINET

Segundo Scott (1996), este *software* é um dos mais indicados para aqueles que estão iniciando na empreitada dos estudos e análises de redes sociais.

O *software* UCINET foi desenvolvido em 2000 por Steve Borgatti, Everett e Martin Freeman Lin, na Analytic Technologies, empresa de *softwares* para a análise de redes sociais e análise de domínio cultural. O UCINET pode ser baixado e usado gratuitamente por 60 dias através do site www.analytictech.com. Ele trabalha em conjunto com o programa NETDRAW para desenhar e visualizar diagramas de redes sociais, e pode ler e gravar diversos formatos de arquivos como, por exemplo, arquivos de planilha Excel.

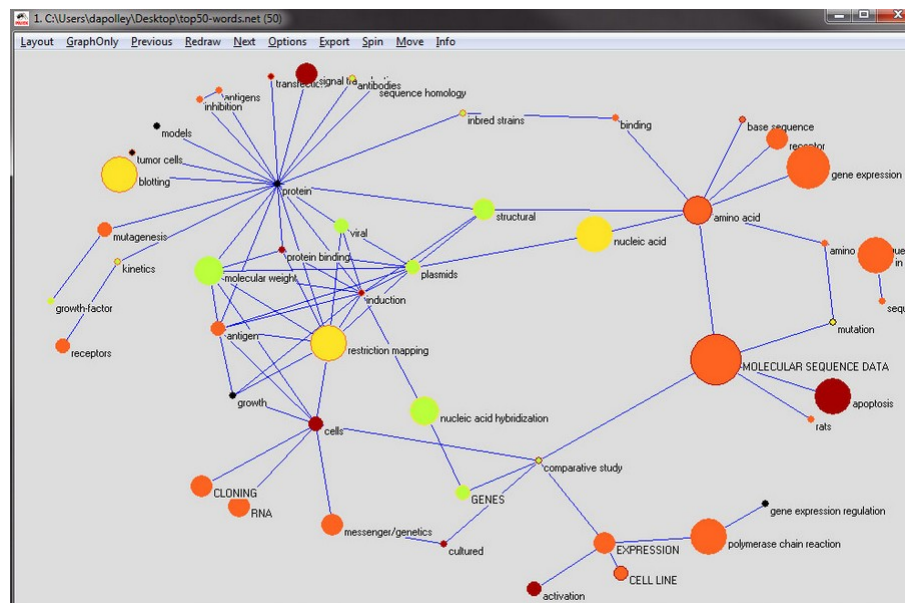


Figura 3.7: Plataforma Pajek

O UCINET possibilita o estudo de diversas medidas e propriedades sobre a rede social que está sendo analisada, que devem ser utilizadas de maneira a se adequar ao estudo em questão.

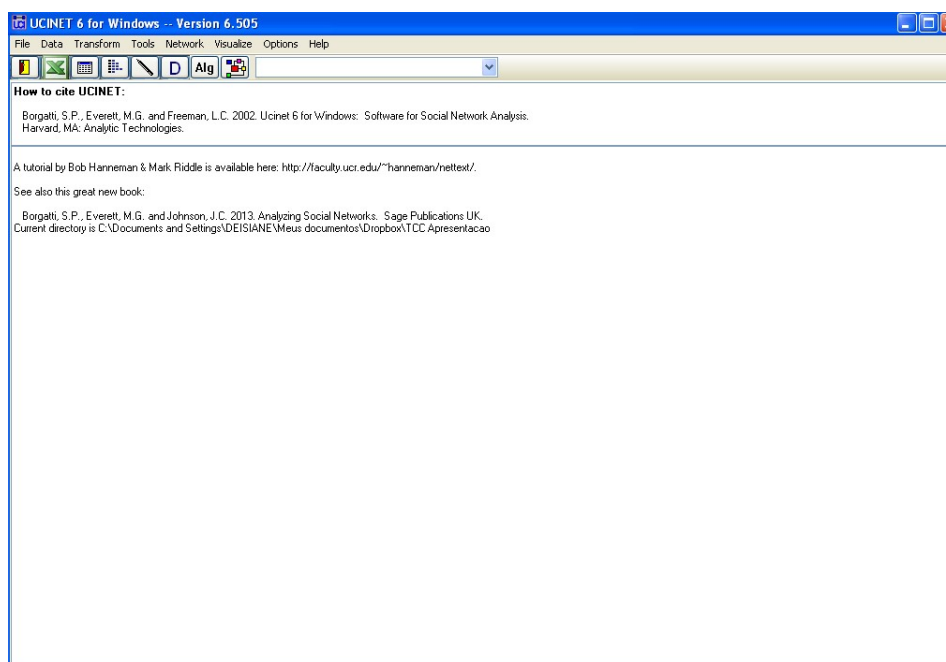


Figura 3.8: Plataforma UCINET

Vejamos, em seguida, como utilizar o UCINET para fazer uma análise das principais medidas definidas no capítulo anterior, utilizando, para isso, um exemplo de rede social representada pelo grafo da figura a seguir:

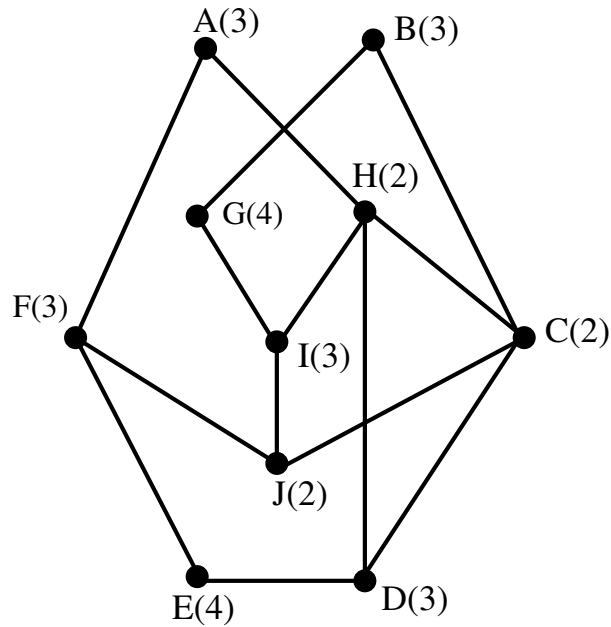


Figura 3.9: Grafo a ser analisado utilizando o *software* UCINET

Observa-se que nesse grafo, temos apenas um clique: C D H.

Cliques

1 cliques found.

1: C D H

Clique Participation Scores: Prop. of clique members that each node is adjacent to

	1
A	0,333
B	0,333
C	1,000
D	1,000
E	0,333
F	0,000
G	0,000
H	1,000
I	0,333
J	0,333

Tabela 3.1: Descrição da Participação de cada nó no Clique

Com relação ao **cut-points** o grafo acima não possui pontos de corte, ou seja, podemos retirar qualquer dos vértices que o grafo ainda continuará conexo.

Com relação a **densidade**, veja figura B.2 em Anexos e a tabela a seguir.

Actor-by-actor Clique Co-Membership Matrix

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
A	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
B	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
C	0	0	1	1	0	0	0	1	0	0
D	0	0	1	1	0	0	0	1	0	0
E	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
F	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
G	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
H	0	0	1	1	0	0	0	1	0	0
I	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
J	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

DENSITY / AVERAGE MATRIX VALUE

	Density	Nº of Ties	Avg Degree
GRAFO DIAMETRO RAO	1	28	2,800

1 rows, 3 columns, 1 levels.

Com relação a **Centralidade de Grau de Entrada** e a **Centralidade de Grau de Saída**, veja figura B.3 em Anexos e a tabela a seguir.

Centralidade de Grau : Grau de Entrada e Grau de Saída

	OutDegree	InDegree	NrmOutDeg	NrmInDeg
C	4	4	44,444	44,444
H	4	4	44,444	44,444
F	3	3	33,333	33,333
D	3	3	33,333	33,333
J	3	3	33,333	33,333
I	3	3	33,333	33,333
B	2	2	22,222	22,222
A	2	2	22,222	22,222
G	2	2	22,222	22,222
E	2	2	22,222	22,222

Tabela 3.2: Descrição da Centralidade de Grau

ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS

	OutDegree	InDegree	NrmOutDeg	NrmInDeg
Mean	2,800	2,800	31,111	31,111
Std Dev	0,748	0,748	8,315	8,315
Sum	28,000	28,000	311,111	311,111
Variance	0,560	0,560	69,136	69,136
SSQ	84,000	84,000	10370,369	10370,369
MCSSQ	5,600	5,600	691,358	691,358
Euc Norm	9,165	9,165	101,835	101,835
Minimum	2,000	2,000	22,222	22,222
Maximum	4,000	4,000	44,444	44,444
N of Obs	10,000	10,000	10,000	10,000

Network Centralization (Outdegree) = 14,815%

Network Centralization (Indegree) = 14,815%

Legenda:

1 - **OutDegree** (Grau de Saída);

2 - **InDegree** (Grau de Entrada);

3 - **NrmOutDeg** (Grau de Saída Normalizado): $NrmOutDeg = \frac{x_i \cdot 100}{\Sigma(f_i) - 1}$;

Exemplo: Vértice C = $\frac{4 \cdot 100}{10 - 1} = \frac{400}{9} = 44,4$;

4 - **NrmInDeg** (Grau de Entrada Normalizado): $NrmInDeg = \frac{x_i \cdot 100}{\Sigma(f_i) - 1}$;

Exemplo: Vértice G = $\frac{2 \cdot 100}{10 - 1} = \frac{200}{9} = 22,2$;

5 - **Sum** (Soma): $\Sigma(x_i \cdot f_i) = 4 \cdot 2 + 3 \cdot 4 + 2 \cdot 4 = 28$;

6 - **Mean/Average** (Média Aritmética): $M_a = \frac{\Sigma(x_i \cdot f_i)}{\Sigma(f_i)} = \frac{4 \cdot 2 + 3 \cdot 4 + 2 \cdot 4}{2 + 4 + 4} = \frac{28}{10} = 2,8$;

7 - **Variance** (Variância): $V_a = \frac{\Sigma((x_i - M_a)^2 \cdot f_i)}{\Sigma(f_i)} = \frac{(4 - 2,8)^2 \cdot 2 + (3 - 2,8)^2 \cdot 4 + (2 - 2,8)^2 \cdot 4}{2 + 4 + 4}$
 $= \frac{2,88 + 0,16 + 2,56}{10} = \frac{5,600}{10} = 0,560$;

8 - **Standard Deviation** (Desvio Padrão): $D_P = \sqrt{Variância} = \sqrt{0,560} = 0,748$;

9 - **SSQ** (Soma dos quadrados dos elementos): $SSQ = \Sigma(x_i^2 \cdot f_i) = 4^2 \cdot 2 + 3^2 \cdot 4 + 2^2 \cdot 4$
 $= 32 + 36 + 16 = 84$;

10 - **MCSSQ** = $\Sigma((x_i - M_a)^2 \cdot f_i) = 5,600$;

11 - **Euclidean Norm** (Norma Euclideana): $Euc\ Norm = \sqrt{SSQ} = \sqrt{84} = 9,165$;

12 - **Minimum** (Mínimo): 2,000;

13 - **Maximum** (Máximo): 4,000;

14 - **N of Obs** (Número de Observações): 10,000.

Com relação a **Centralidade de Intermediação**, veja figura B.4 em Anexos e a tabela a seguir.

Centralidade de Intermediação

	Betweenness	nBetweenness
C	8,333	23,148
H	7,833	21,759
I	5,667	15,741
J	5,333	14,815
D	4,167	11,574
F	3,833	10,648
B	1,833	5,093
A	1,000	2,778
G	1,000	2,778
E	1,000	2,778

Tabela 3.3: Descrição da Centralidade de Intermediação

ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS

	Betweenness	nBetweenness
Mean	4,000	11,111
Std Dev	2,642	7,338
Sum	40,000	111,111
Variance	6,978	53,841
SSQ	229,778	1772,977
MCSSQ	69,778	538,409
Euc Norm	15,158	42,107
Minimum	1,000	2,778
Maximum	8,333	23,148
N of Obs	10,000	10,000

Network Centralization Index = 13,37 %

Legenda:

1 - **Betweenness** (Intermediação);

2 - **nBetweenness** (Intermediação Normalizado).

Com relação a **Centralidade de Fluxo de Intermediação** temos que:

Veja figura B.5 em Anexos e a tabela a seguir.

Centralidade de Fluxo de Intermediação

	Flowbet	nFlowbet
A	3,833	5,324
B	11,833	16,435
C	21,000	29,167
D	11,167	15,509
E	6,000	8,333
F	20,167	28,009
G	11,833	16,435
H	14,000	19,444
I	18,167	25,231
J	5,167	7,176

Network Centralization Index = 13,400 %

Tabela 3.4: Descrição da centralidade de Fluxo de Intermediação

Legenda:

1 - **FlowBetweenness** (Fluxo de Intermediação);

2 - **nFlowBetweenness** (Fluxo de Intermediação Normalizado).

Com relação a **Centralidade de Proximidade** temos que:

Veja figura B.6 em Anexos e a tabela a seguir.

Centralidade de Proximidade

	Farness	nCloseness
C	14,000	64,286
H	14,000	64,286
J	15,000	60,000
D	16,000	56,250
I	16,000	56,250
F	17,000	52,941
A	18,000	50,000
B	19,000	47,368
E	20,000	45,000
G	21,000	42,857

Tabela 3.5: Descrição da Centralidade de Proximidade

ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS

Legenda:

1 - **Farness** (Distanciamento);

2 - **nCloseness** (Proximidade Normalizado).

Por exemplo, se pegarmos a distância geodésica do nó B a todos os outros, temos: distância de B a A, 3; de B a C, 1; de B a D, 2; de B a E, 3; de B a F, 3; de B a G, 1;

	Farness	nCloseness
Minimum	14	42,857
Average	17	53,924
Maximum	21	64,286
Sum	170	539,238
Standard Deviation	2,324	7,238
Variance	5,400	52,392
SSQ	2944	29601,701
MCSSQ	54	523,921
Euclidean Norm	54,259	172,051
Observations	10	10
Missing	0	0

de B a H, 2; de B a I, 2 e de B a J, 2. Somando todas as distâncias geodésicas de B aos outros nós, temos: $3 + 1 + 2 + 3 + 3 + 1 + 2 + 2 + 2 = 19$, que é exatamente o grau de distanciamento do nó B.

Com relação a **Centralidade de Informação** temos que:

Veja figura B.7 em Anexos e a tabela a seguir.

Centralidade de Informação

Centralidade de Informação de cada Ator

	Inform
A	1,041
B	0,977
C	1,482
D	1,278
E	1,005
F	1,219
G	0,945
H	1,482
I	1,284
J	1,332

Tabela 3.6: Descrição da Centralidade de Informação

Legenda:

1 - **Inform** (Informação);

Com relação a **Centralidade de Bonacich** temos que:

Veja figura B.8 em Anexos e a tabela a seguir.

Centralidade de Bonacich

Legenda:

1 - **Power** (Poder);

	Power	Normali
A	428,909	0,744
B	377,046	0,654
C	823,676	1,428
D	669,480	1,161
E	377,046	0,654
F	471,736	0,818
G	317,541	0,550
H	827,291	1,434
I	583,104	1,011
J	620,350	1,075

Tabela 3.7: Descrição da Centralidade de Bonacich

2 - **Normali** (Normalidade).

Com relação a **Centro - Periferia**, temos que:

De acordo com o grafo anterior, percebe-se que os vértices que tem menor excentricidade são C, H e J; e os que tem maior excentricidade são E e G, logo, o conjunto de vértices centrais do grafo é formado pelos vértices C, H e J e a periferia é formada pelos vértices E e G.

Com relação ao **Coefficiente de Agrupamento** temos que:

Veja figura B.9 em Anexos e a tabela a seguir.

Coefficiente de Agrupamento
Node Clustering Coefficients

	Clus Coef	nPairs
A	0,000	1,000
B	0,000	1,000
C	0,167	6,000
D	0,333	3,000
E	0,000	1,000
F	0,000	3,000
G	0,000	1,000
H	0,167	6,000
I	0,000	3,000
J	0,000	3,000

Tabela 3.8: Descrição do Coeficiente de Agrupamento

Legenda:

1 - **Clustering Coefficients** (Coeficiente de Agrupamento);

2 - **nPairs** (Número de Pares).

Capítulo 4

Aplicações de Redes Sociais em Escolas Públicas

Para a realização desses estudos de caso foram aplicados questionários com professores de dois colégios. No Colégio Estadual General Djenal Tavares de Queiroz, no município de Moita Bonita/SE, participaram da pesquisa 18 professores. E no Colégio Estadual São José, situado no município de Malhador/SE, foram pesquisados 17 professores. Os dados obtidos com a aplicação dos questionários foram analisados quantitativamente através do *software* UCINET 6.0. Através desse programa é possível a criação de matrizes quadradas por meio da inserção de valores binários, considerando 0 (zero) para ausência de relação e 1 (um) quando esta relação está presente na rede. Por meio deste *software*, foi possível gerar o sociograma e os resultados numéricos, tais como: valor da densidade, grau de centralidade, força dos elos, dependência e proximidade entre os atores, e a identificação dos grupos de atores centrais e periféricos.

O objetivo geral da presente pesquisa foi analisar as relações sociais existentes entre os docentes do Colégio General Djenal Tavares de Queiroz e do Colégio Estadual São José. Como objetivos específicos: identificar os graus de centralidade, intensidade e proximidade entre os atores pesquisados; verificar as relações entre os professores e as instituições de ensino; elucidar o grau de afinidade entre os docentes e a formação de equipes; ressaltar o grau de afinidade entre os alunos na formação de grupo de estudo. O contato inicial com os professores pesquisados foi através do telefone. Conseguimos os números de telefone dos docentes nas secretarias dos respectivos colégios e entramos em contato com os professores. Após a explicação de como seria a pesquisa enviamos os questionários para o *e-mail* de cada participante, que prontamente se dispuseram a responder. Alguns professores, por apresentarem dificuldades em lidar com internet, optaram por responder o questionário fisicamente. No primeiro estudo procuramos nos informar sobre os dados pessoais dos professores como o nome completo; foi solicitado que os mesmos colocassem apenas as iniciais a cidade onde moram e os colégios aonde lecionam. No segundo estudo levantamos a questão sobre afinidade entre os professores e procuramos com esse questionamento levantar o grau de afinidade entre os professores; ao responderem com quem gostariam de realizar uma determinada atividade. O estudo de redes sociais permite conhecer a interação entre os indivíduos, podendo usar como procedimento metodológico o quantitativo ou o qualitativo, para apresentar a estrutura das relações e vínculos entre os componentes que as compõem. Segundo MARTELETO (2001), uma Rede (Network)

é formada por nós e elos que, em seu conjunto, agrupam participantes autônomos em torno de ideias e valores compartilhados. Esses elos podem variar desde uma simples troca de informações, a contatos formais. Já os nós são os agentes ou atores que possuem vínculos ou relações. Podemos classificar as Redes Sociais como um conjunto de pessoas, organizações e entidades que através dos laços constroem a estrutura social. CASTELLS (2007) afirma que neste mundo de mudanças confusas e sem controles, as pessoas tendem a agrupar-se em torno de identidades primárias como, por exemplo, etnias, religião etc., organizando-se não em torno do que fazem, mas com base no que acreditam que elas são ou pensam que são.

No estudo de redes usa-se o grau de centralidade da rede (*Degree Centrality*) para identificar os contatos diretos que um ator mantém na rede e medir o nível de comunicação de um ator. O grau de centralidade de entradas (*In-Degree Centrality*) corresponde às relações que apontam para o ator, ou seja, de interações dos demais atores para o ator em questão. Por sua vez, o grau de centralidade de saídas (*Out-Degree Centrality*) indica as interações do ator em análise para os demais atores da rede. (WASSERMAN e FAUST, 1994). Segundo KRACKHARD (1994), investigar a centralidade de atores em redes informais é tomar por base a medida de centralidade baseada na proximidade ou distância de um ator em relação aos outros autores em uma rede, a qual é denominada *Closeness*. Para o autor, quanto maior for o índice de centralidade de proximidade, menor será a dependência de outros atores para conectar-se com outros atores dos nós. A medida *Betweenness* indica quando um ator é intermediário, ou seja, quando se liga a vários outros atores que não se conectam diretamente. Com isto, apresentaremos em nosso estudo a identificação dos atores presentes no centro e o nível de centralização, além dos elos através dos graus de centralidade, intermediação e proximidade.

4.1 Relação Entre Professores e Instituições de Ensino

No grafo da figura a seguir está representado à relação dos professores pesquisados com os colégios que lecionam. No presente grafo os quadrados azuis representam os colégios em que os professores lecionam e os círculos vermelhos os professores. Analisando os dados podemos observar que há evidentemente um maior número de professores ligados aos dois colégios nos quais a pesquisa foi realizada o 'CESJ' e o 'CEDTQ', e por lecionar nos dois colégios o professor (ALBF) é ligação entre eles. No Colégio Estadual São José 'CESJ', dos 17 professores pesquisados, 7 lecionam apenas no 'CESJ' e 10 em mais um ou dois colégios. No Colégio Estadual General Djenal Tavares de Queiroz 'CEDTQ' dos 18 professores pesquisados, 8 lecionam apenas no 'CEDTQ' e 10 em mais um ou dois colégios. Nos colégios 'CEJJC', 'CEMB', 'EEVM', 'CML' e 'EMTSS', lecionam mais de um professor que participou da pesquisa. No grafo da figura 4.2 abaixo estão representados os gêneros dos professores pesquisados. Os quadrados azuis representam os docentes do gênero masculino, os círculos rosa os docentes do gênero feminino, e os losangos verdes representam os colégios. Nesse grafo podemos constatar que os dois colégios se destacam com um maior número de ligação entre os professores que são o 'CESJ' e o 'CEDTQ', sendo o professor 'ALBF' o elo entre os dois colégios. Analisando o grafo III pode ser observado que apesar de haver afinidade entre os professores nem sempre as centralidades de proximidade, intermediação ou de grau são as maiores. Analisando o grafo podemos observar também que no 'CESJ' a maioria dos professores que participaram da pesquisa,

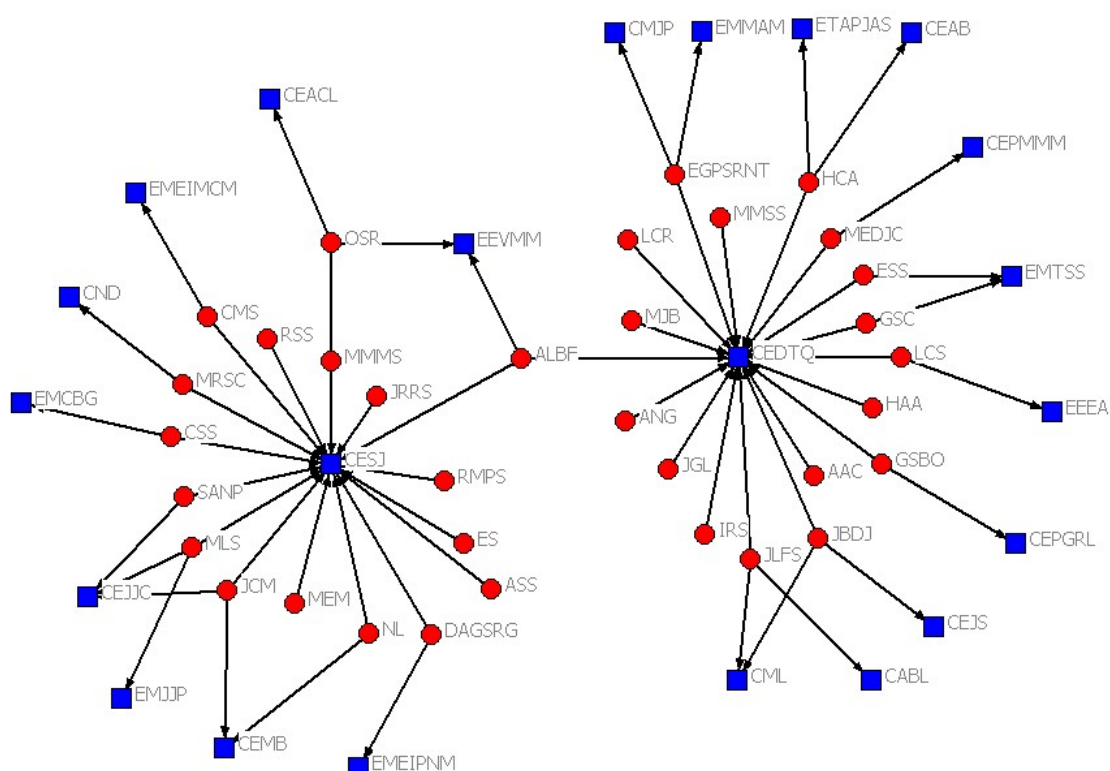


Figura 4.1:
Sociograma da Relação dos Professores com os Colégios.

no total 12, são do gênero feminino, e apenas 5 são do gênero masculino. Já no CEDTQ há um equilíbrio entre os gêneros, sendo 11 do gênero masculino e 7 do gênero feminino.

4.2 Afinidade Entre Professores: Formação de Equipe de Trabalho

O grafo da figura 4.3 representa a afinidade entre os professores nos dois colégios. No questionário foi solicitado que os professores respondessem a seguinte pergunta: Se você professor precisasse escolher três colegas para desenvolver um trabalho em equipe, quais seriam estes colegas em ordem de prioridade? Segundo GRANOVETTER (1973), as relações estabelecidas entre as pessoas que trabalham juntas são denominadas de elo que, por sua vez, é considerado forte quando existe muito contato, afeto, amizade e reciprocidade de favores; por outro lado, é fraco quando existe pouca frequência de contato, afeto e baixa reciprocidade, o que gera pouca ou nenhuma amizade. No grafo abaixo iremos analisar a Centralidade de Grau, a Centralidade de Intermediação e a Centralidade de Proximidade.

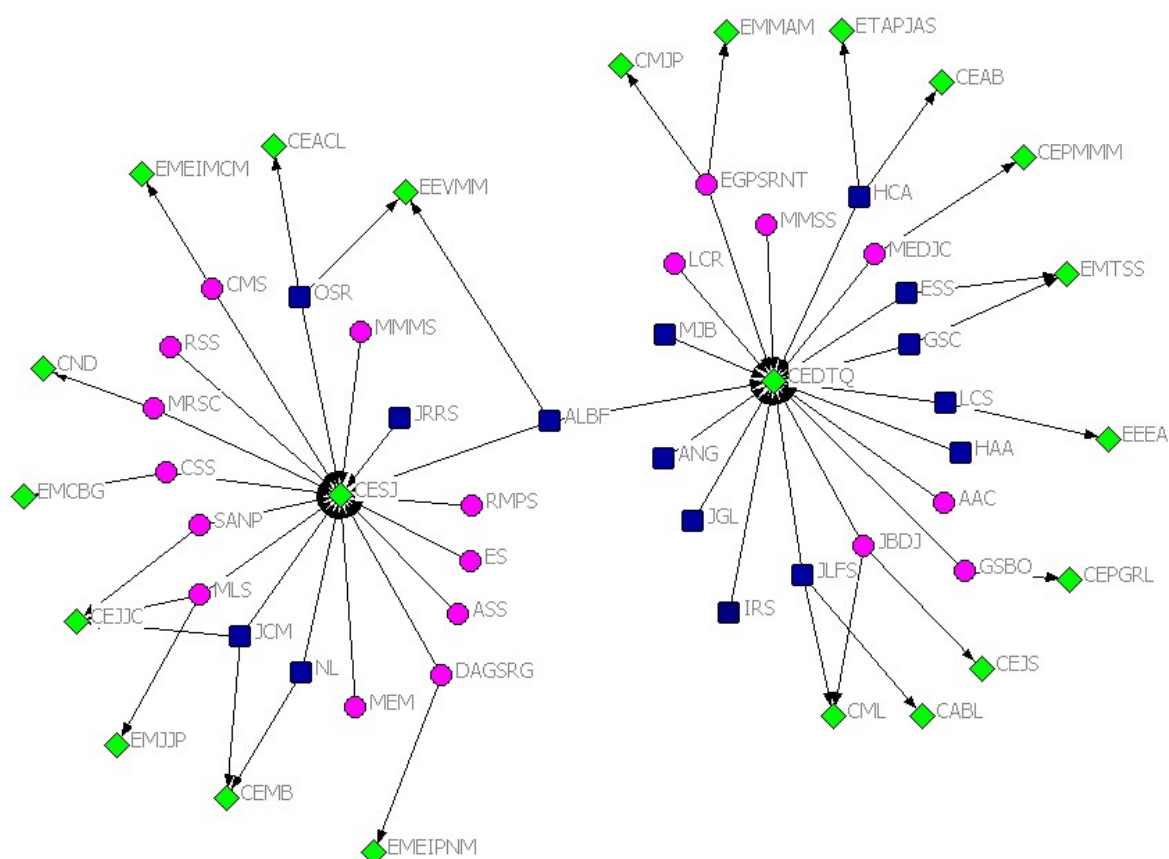


Figura 4.2:
Sociograma da Relação Entre Professores e Gênero nos Colégios.

Como já falamos no tópico anterior, o grau de centralidade (*Degree Centrality*) é o número de atores ao qual um ator está diretamente ligado. Este se divide em Grau de Saída, que é a soma das interações que o ator tem com os outros; e Grau de Entrada, que é a soma das interações que os atores tem com o ator. Observando o grafo acima e os dados da tabela ao final dessa seção, nota-se que o grau de centralidade, no qual podemos medir o grau de afinidade entre os professores, percebe-se que o professor 'ALBF' é o que tem maior número no grau de centralidade de saída (*Out-Degree*) e no grau de saída normalizado (*Nrmout-Degree*), isto porque, é o único professor que ensina nos dois colégios pesquisados. Apesar disso, o professor 'ALBF' não é o que tem maior número no grau de entrada (*In-Degree*) e grau de entrada normalizado (*Nrmin-Degree*), haja vista que tanto no 'CESJ' quanto no 'CEDTQ', há professores que são mais participativos nas atividades do que o professor 'ALBF'. Destacam-se no 'CESJ' os professores 'CMS', 'MRSC' e 'MEM'; e no 'CEDTQ' os professores 'JLFS', 'MMSS' e 'AAC'. Podemos observar no grafo que o professor 'MEM' não está próximo do centro, mas isso não quer dizer que ele tenha um grau de centralidade de entrada baixo, enquanto que 'EGPSRNT' está bem mais próximo do que o 'MEM' do centro, e mesmo assim tem um grau de centralidade de entrada menor.

O Índice de Centralização (*Centralization Index*) é uma condição especial em que um ator exerce um papel claramente central ao estar ligado a todos os nós, os quais necessitam passar pelo nó central para se ligarem uns aos outros. Esse tipo de rede indica que

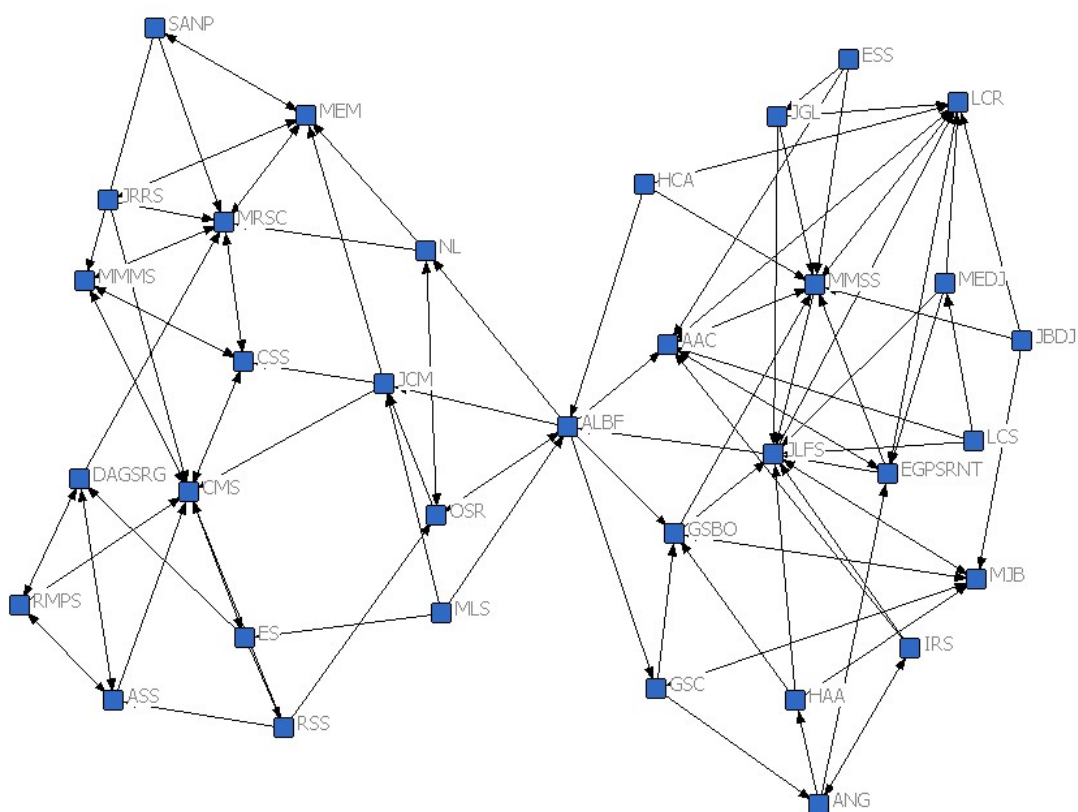


Figura 4.3:
Sociograma de Afinidade entre os Professores dos Colégios CEDTQ E CESJ.

existem atores muito mais centrais do que outros e assemelham-se ao comportamento de uma rede em estrela. O contrário, valores baixos neste indicador, indicariam a ausência de atores claramente centrais. No grafo acima, observa-se que o professor 'ALBF' parece exercer um papel claramente central, mas observando os dados da tabela “Centralidade de Intermediação”, temos que na parte inferior deste arquivo, o valor de *Network Centralization Index* é de 37,53%, portanto o professor 'ALBF' não tem um papel claramente central tão alto como se esperava no grafo. Importante ainda referir que dentro da análise de redes existe graus de centralização de entrada e de saída, o seu uso dependerá das necessidades dos resultados específicos de cada rede.

Regressando à tabela “Centralidade de Grau”, os graus de centralização de entrada e de saída da rede se obtém com base no cálculo do grau de centralidade (tabela grau de centralidade). Nesta janela com os dados, na parte inferior, podemos encontrar o grau de centralização de entrada e de saída da rede: *Network Centralization (OutDegree)* 9,091%; *Network Centralization (InDegree)* 18,457%.

Agora que já temos identificados os atores centrais, prosseguiremos com a análise do próximo indicador. A medida de *Betweenness* indica quando um ator é intermediário, ou seja, quando se liga a vários outros atores que não se conectam diretamente. Uma razão para considerar a importância de um ator recai na sua intermediação (*Betweenness*). Isto expressa o “controle de comunicação” e interpreta-se como possibilidade que um nó tem para intermediar as comunicações entre pares de nós.

Nesta análise, podemos ainda encontrar caminhos geodésicos (os caminhos mais curtos que um ator deve seguir para se ligar a outros nós) entre todos os pares possíveis. A medida de intermediação de um nó obtém-se contando as vezes que estes aparecem nos caminhos (geodésicos) que ligam todos os pares de nós da rede. Convém referir que, para que um nó tenha um Grau de Intermediação numa rede, deve ter pelo menos um Grau de Entrada e de Saída e estar nos caminhos geodésicos entre pares de nós que se querem ligar. No nosso caso, teremos como base das análises a tabela “Centralidade de Intermediação”; nesta tabela percebe-se que o professor 'ALBF' é o que tem o maior Grau de Intermediação (*Betweenness*), ou seja, o maior número de pares de nós que um ator é capaz de ligar (463750); como também o maior Grau de Intermediação Normalizado (*Nbetweenness*), que indica o Grau de Intermediação em porcentagem (43,916%). Isso também é percebido no “Grafo Afinidade de Professores”, haja vista que o professor 'ALBF' é o único professor que ensina nos dois colégios, servindo-se assim como um ator ponte (ligação) entre esses colégios 'CESJ' e 'CEDTQ'. Observa-se também que os professores 'JBDJ', 'LCS', 'HCA', 'ESS' e 'MLS' tiveram o Grau de Intermediação de “0”. Isto indica que esses professores não foram indicados por nenhum dos outros professores para participar do trabalho em equipe feito no questionário de Afinidade TCC Mestrado.

O Grau de Proximidade (*Closeness*) é a capacidade de um nó se ligar a todos os atores de uma Rede. Calcula-se contando todas as distâncias geodésicas de um ator para se ligar aos restantes. Os resultados obtidos na tabela “Centralidade de Proximidade” mostram-nos dois tipos de proximidade, o Grau de Proximidade de Entrada (*InCloseness*) e o Grau de Proximidade de Saída (*OutCloseness*); tomaremos o grau de entrada como referência principal. Assim, podemos ver que CMS obteve o maior Grau de Proximidade com um valor de 34.021 e que os nós soltos 'JBDJ', 'LCS', 'HCA', 'ESS', e 'MLS' tiveram o grau mais baixo com 2941. Observa-se também que o professor 'ALBF', apesar de ensinar nos dois colégios, teve o quinto maior Grau de Proximidade .

Os dados relatados acima estão descritos nas tabelas a seguir:

Veja figura B.10.

Centralidade de Grau: Grau de Entrada e Grau de Saída

	OutDegree	InDegree	NrmOutDeg	NrmInDeg
ALBF	6	4	18,182	12,121
GSBO	3	4	9,091	12,121
GSC	3	2	9,091	6,061
JGL	3	1	9,091	3,030
HAA	3	1	9,091	3,030
IRS	3	1	9,091	3,030
HCA	3	0	9,091	0,000
JLFS	3	9	9,091	27,273
JBDJ	3	0	9,091	0,000

(Continuação)

	OutDegree	InDegree	NrmOutDeg	NrmInDeg
LCS	3	0	9,091	0,000
LCR	3	7	9,091	21,212
MMSS	3	8	9,091	24,242
MJB	3	5	9,091	15,152
MEDJ	3	1	9,091	3,030
EGPSRNT	3	4	9,091	12,121
ESS	3	0	9,091	0,000
ANG	3	2	9,091	6,061
AAC	3	7	9,091	21,212
ASS	3	3	9,091	9,091
CMS	3	8	9,091	24,242
JCM	3	3	9,091	9,091
DAGSRG	3	3	9,091	9,091
ES	3	2	9,091	6,061
NL	3	2	9,091	6,061
MEM	3	5	9,091	15,152
MLS	3	0	9,091	0,000
MRSC	3	7	9,091	21,212
RMPS	3	2	9,091	6,061
OSR	3	3	9,091	9,091
MMMS	3	4	9,091	12,121
JRRS	3	1	9,091	3,030
SANP	3	1	9,091	3,030
CSS	3	4	9,091	12,121
RSS	3	1	9,091	3,030

Tabela 4.1: Descrição da Centralidade de Grau

ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS

	OutDegree	InDegree	NrmOutDeg	NrmInDeg
Mean	3,088	3,088	9,358	9,358
Std Dev	0,507	2,571	1,536	7,791
Sum	105,000	105,000	318,82	318,82
Variance	0,257	6,610	2,359	60,697
SSQ	333,000	549,000	3057,851	5041,322
MCSSQ	8,735	224,735	80,214	2063,685
Euc Norm	18,248	23,431	55,298	71,002
Minimum	3,000	0,000	9,091	0,000
Maximum	6,000	9,000	18,182	27,273
N of Obs	34,000	34,000	34,000	34,000

Network Centralization (Outdegree) = 9,091%

Network Centralization (Indegree) = 18,457%

Veja figura B.11

Centralidade de Intermediação

Veja figura B.12

Centralidade de Proximidade

Dados dos Professores que lecionam no Colégio Estadual Gen. Djenal Tavares de Queiroz:

1. Nome Completo (Iniciais):
2. Cidade onde mora:
3. Colégios onde lecionam (Nome e Bairro / Cidade):
 - 3.1. Colégio 1:
 - 3.2. Colégio 2:
 - 3.3. Colégio 3:

4. Disciplinas que lecionam e em que horários ensinam nos respectivos colégios enumerados acima:

- 4.1. Colégio 1:

Horários - Turno: Matutino						
	Segunda	Terça	Quarta	Quinta	Sexta	Sábado
1º						
2º						
3º						
4º						
5º						
6º						

	Betweenness	nBetweenness
ALBF	463,750	43,916
CMS	308,000	29,167
JLFS	299,000	28,134
ES	284,083	26,902
OSR	198,750	18,821
RSS	194,000	18,371
JCM	182,833	17,314
GSC	101,333	9,596
ANG	67,000	6,345
MEM	66,250	6,274
DAGSRG	57,500	5,445
NL	55,833	5,287
MJB	53,667	5,082
MMSS	50,000	4,735
AAC	49,167	4,656
GSBO	47,500	4,498
MRSC	37,333	3,535
MMMS	35,750	3,385
EGPSRNT	32,000	3,030
JRRS	22,500	2,131
CSS	22,167	2,099
JGL	11,833	1,121
ASS	11,250	1,065
LCR	11,167	1,057
HAA	9,167	0,868
RMPS	9,000	0,852
IRS	6,833	0,647
MEDJ	0,833	0,079
SANP	0,500	0,047
JBDJ	0,000	0,000
LCS	0,000	0,000
HCA	0,000	0,000
ESS	0,000	0,000
MLS	0,000	0,000

Tabela 4.2: Descrição da Centralidade de Intermediação

Horários - Turno: Vespertino						
	Segunda	Terça	Quarta	Quinta	Sexta	Sábado
1º						
2º						
3º						
4º						
5º						
6º						

ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS

	Betweenness	nBetweenness
Mean	79,088	7,489
Std Dev	110,992	10,511
Sum	2689,000	254,640
Variance	12319,146	110,472
SSQ	631519,250	5663,159
MCSSQ	418850,969	3756,053
Euc Norm	794,682	75,254

Horários - Turno: Noturno						
	Segunda	Terça	Quarta	Quinta	Sexta	Sábado
1º						
2º						
3º						
4º						
5º						
6º						

4.2. Colégio 2:

Horários - Turno: Matutino						
	Segunda	Terça	Quarta	Quinta	Sexta	Sábado
1º						
2º						
3º						
4º						
5º						
6º						

Horários - Turno: Vespertino						
	Segunda	Terça	Quarta	Quinta	Sexta	Sábado
1º						
2º						
3º						
4º						
5º						
6º						

Horários - Turno: Noturno						
	Segunda	Terça	Quarta	Quinta	Sexta	Sábado
1º						
2º						
3º						
4º						
5º						
6º						

	inFarness	outFarness	inCloseness	outCloseness
CMS	97,000	344,000	34,021	9,593
MRSC	99,000	378,000	33,333	8,730
CSS	100,000	360,000	33,000	9,167
MEM	104,000	378,000	31,731	8,730
ALBF	105,000	300,000	31,429	11,000
OSR	109,000	311,000	30,275	10,611
AAC	113,000	360,000	29,204	9,167
JCM	118,000	355,000	27,966	9,296
MMMS	120,000	360,000	27,500	9,167
NL	122,000	325,000	27,049	10,154
JLFS	124,000	318,000	26,613	10,377
MMSS	125,000	338,000	26,400	9,763
GSBO	125,000	334,000	26,400	9,880
ES	127,000	327,000	25,984	10,092
LCR	128,000	360,000	25,781	9,167
GSC	128,000	346,000	25,781	9,538
EGPSRNT	132,000	338,000	25,000	9,763
MJB	132,000	332,000	25,000	9,940
JRRS	136,000	358,000	24,265	9,218
SANP	136,000	378,000	24,265	8,730
DAGSRG	152,000	372,000	21,711	8,871
ANG	155,000	346,000	21,290	9,538
RSS	158,000	314,000	20,886	10,510
ASS	181,000	358,000	18,232	9,218
RMPS	182,000	358,000	18,132	9,218
HAA	185,000	333,000	17,838	9,910
IRS	187,000	330,000	17,647	10,000
JGL	1089,000	306,000	3,030	10,784
MEDJ	1089,000	306,000	3,030	10,784
JBDJ	1122,000	317,000	2,941	10,410
LCS	1122,000	274,000	2,941	12,044
HCA	1122,000	287,000	2,941	11,498
ESS	1122,000	296,000	2,941	11,149
MLS	1122,000	271,000	2,941	12,177

Tabela 4.3: Descrição da Centralidade de Proximidade

4.3. Colégio 3:

Horários - Turno: Matutino						
	Segunda	Terça	Quarta	Quinta	Sexta	Sábado
1º						
2º						
3º						
4º						
5º						
6º						

Horários - Turno: Vespertino						
	Segunda	Terça	Quarta	Quinta	Sexta	Sábado
1º						
2º						
3º						
4º						
5º						
6º						

Horários - Turno: Noturno						
	Segunda	Terça	Quarta	Quinta	Sexta	Sábado
1º						
2º						
3º						
4º						
5º						
6º						

Dados dos Professores que lecionam no Colégio Estadual São José:

1. Nome Completo (Iniciais):
2. Cidade onde mora:
3. Colégios onde lecionam (Nome e Bairro / Cidade):
 - 3.1. Colégio 1:
 - 3.2. Colégio 2:
 - 3.3. Colégio 3:
4. Disciplinas que lecionam e em que horários ensinam nos respectivos colégios enumerados acima:
 - 4.1. Colégio 1:

Horários - Turno: Matutino						
	Segunda	Terça	Quarta	Quinta	Sexta	Sábado
1º						
2º						
3º						
4º						
5º						
6º						
Horários - Turno: Vespertino						
	Segunda	Terça	Quarta	Quinta	Sexta	Sábado
1º						
2º						
3º						
4º						
5º						
6º						
Horários - Turno: Noturno						
	Segunda	Terça	Quarta	Quinta	Sexta	Sábado
1º						
2º						
3º						
4º						
5º						
6º						

4.2. Colégio 2:

Horários - Turno: Matutino						
	Segunda	Terça	Quarta	Quinta	Sexta	Sábado
1º						
2º						
3º						
4º						
5º						
6º						
Horários - Turno: Vespertino						
	Segunda	Terça	Quarta	Quinta	Sexta	Sábado
1º						
2º						
3º						
4º						
5º						
6º						

Horários - Turno: Noturno						
	Segunda	Terça	Quarta	Quinta	Sexta	Sábado
1º						
2º						
3º						
4º						
5º						
6º						

4.3. Colégio 3:

Horários - Turno: Matutino						
	Segunda	Terça	Quarta	Quinta	Sexta	Sábado
1º						
2º						
3º						
4º						
5º						
6º						
Horários - Turno: Vespertino						
	Segunda	Terça	Quarta	Quinta	Sexta	Sábado
1º						
2º						
3º						
4º						
5º						
6º						
Horários - Turno: Noturno						
	Segunda	Terça	Quarta	Quinta	Sexta	Sábado
1º						
2º						
3º						
4º						
5º						
6º						

4.3 Afinidade Entre Alunos: Formação de Grupo de Estudo Versus Perfil de Interesses

O grafo 4.4 representa a afinidade entre os alunos da turma do 1º ano 'A' do 'CEDTQ'. Durante a aplicação do questionário foi solicitado aos alunos que respondessem ao seguinte questionamento: se você aluno precisasse escolher três colegas, em ordem de prioridade, para compor uma equipe com a finalidade de fazer um trabalho de matemática, quais seriam estes colegas? Analisando o grafo 4.4 pode ser observado que apesar de haver afinidade entre os alunos nem sempre as Centralidades de proximidade, intermediação

não faz uma intermediação tão boa com os colegas da turma do 1º ano ‘A’. Percebe-se o destaque do aluno RSSB na Centralidade de Intermediação, mostrando que apesar de não se destacar nas Centralidades de Proximidade e também de Grau, este aluno faz uma boa intermediação entre seus colegas.

Centralidade de Grau: Grau de Entrada e Grau de Saída dos Alunos Djenal

	OutDegree	InDegree	NrmOutDeg	NrmInDeg
ALS	3	8	8,571	22,857
JLB	3	4	8,571	11,429
EJS	3	3	8,571	8,571
AMSC	3	3	8,571	8,571
KSS	3	1	8,571	2,857
GAS	3	3	8,571	8,571
MDBS	3	9	8,571	25,714
CMBL	3	2	8,571	5,714
LGS	3	0	8,571	0,000
AGS	3	3	8,571	8,571
JJC	3	1	8,571	2,857
MFCO	3	3	8,571	8,571
MRS	3	3	8,571	8,571
AOS	3	2	8,571	5,714
JSP	3	0	8,571	0,000
WLA	3	4	8,571	11,429
ESJ	3	0	8,571	0,000
MBL	3	2	8,571	5,714
TBL	3	10	8,571	28,571
ASB	3	0	8,571	0,000
SLSA	3	0	8,571	0,000
MFPC	3	3	8,571	8,571
MLG	3	5	8,571	14,286
VSSA	3	5	8,571	14,286
GBJ	3	1	8,571	2,857
VSSI	3	0	8,571	0,000

(Continuação)

	OutDegree	InDegree	NrmOutDeg	NrmInDeg
TSC	3	1	8,571	2,857
AESB	3	1	8,571	2,857
LPS	3	5	8,571	14,286
AS	3	4	8,571	11,429
MS	3	2	8,571	5,714
AOC	3	4	8,571	11,429
MHS	3	10	8,571	12,121
TKSS	3	2	8,571	5,714
RSSB	3	3	8,571	8,571
ACMS	3	1	8,571	2,857

Tabela 4.4: Descrição da Centralidade de Grau

ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS

	OutDegree	InDegree	NrmOutDeg	NrmInDeg
Mean	3,000	3,000	8,571	8,571
Std Dev	0,000	2,677	0,000	7,645
Sum	108,000	108,000	308,571	308,571
Variance	0,000	7,167	0,000	58,503
SSQ	324,000	582,000	2644,898	4751,021
MCSSQ	0,000	258,000	0,000	2106,122
Euc Norm	18,000	24,125	51,429	68,928
Minimum	3,000	0,000	8,571	0,000
Maximum	3,000	10,000	8,571	28,571
N of Obs	36,000	36,000	36,000	36,000

Centralidade de Intermediação

	Betweenness	nBetweenness
ALS	132,167	11,106
TBL	104,717	8,800
RSSB	76,333	6,415
MDBS	58,583	4,923
GAS	57,750	4,853
TKSS	57,700	4,849
LPS	56,667	4,762
MHS	52,000	4,370
TSC	50,833	4,272
JLB	49,833	4,188
MLG	44,500	3,739
MBL	39,167	3,291
AGS	38,333	3,221
MRS	31,833	2,675
WLA	27,417	2,304
AOC	24,000	2,017
AOS	19,533	1,641
VSSA	18,500	1,555
AMSC	17,400	1,462
EJS	14,500	1,218
JJC	12,400	1,042
AS	11,250	0,945
MFCO	9,750	0,819
MFPC	6,167	0,518
KSS	5,900	0,496
ACMS	5,700	0,479
AESB	5,567	0,468
MS	4,000	0,336
GBJ	0,500	0,042
CMBL	0,000	0,000
ASB	0,000	0,000
VSSI	0,000	0,000
JSP	0,000	0,000

Tabela 4.5: Descrição da Centralidade de Intermediação

ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS

	Betweenness	nBetweenness
Mean	28,694	2,411
Std Dev	31,086	2,612
Sum	1033,000	86,807
Variance	966,317	6,824
SSQ	64428,766	454,973
MCSSQ	34787,402	245,656
Euc Norm	253,828	21,330
Minimum	0,000	0,000
Maximum	132,167	11,106
N of Obs	36,000	36,000

Closeness Centrality Measures

		1	2	3	4
		inFarness	outFarness	incloseness	outCloseness
7	MDBS	75.000	892.000	46.667	3.924
33	MHS	77.000	892.000	45.455	3.924
1	ALS	79.000	888.000	44.304	3.941
19	TBL	87.000	886.000	40.230	3.950
6	GAS	99.000	886.000	35.354	3.950
8	CMBL	100.000	892.000	35.000	3.924
4	AMSC	102.000	886.000	34.314	3.950
34	TKSS	104.000	887.000	33.654	3.946
5	KSS	113.000	886.000	30.973	3.950
35	RSSB	118.000	887.000	29.661	3.946
18	MBL	123.000	885.000	28.455	3.955
36	ACMS	136.000	889.000	25.735	3.937
2	JLB	756.000	730.000	4.630	4.795
32	AOC	764.000	728.000	4.581	4.808
3	EJS	766.000	738.000	4.569	4.743
10	AGS	766.000	723.000	4.569	4.841
31	MS	778.000	738.000	4.499	4.743
24	VSSA	915.000	702.000	3.825	4.986
23	MLG	917.000	692.000	3.817	5.058
30	AS	918.000	703.000	3.813	4.979
13	MRS	919.000	692.000	3.808	5.058
12	MFCO	924.000	703.000	3.788	4.979
25	GBJ	928.000	703.000	3.772	4.979
16	WLA	984.000	598.000	3.557	5.853
29	LPS	984.000	600.000	3.557	5.833
22	MFPC	986.000	598.000	3.550	5.853
27	TSC	990.000	592.000	3.535	5.912
14	AOS	1190.000	656.000	2.941	5.335
11	JJC	1225.000	567.000	2.857	6.173
28	AESB	1225.000	856.000	2.857	4.089
20	ASB	1260.000	564.000	2.778	6.206
26	VSSI	1260.000	377.000	2.778	9.284
15	JSP	1260.000	460.000	2.778	7.609
21	SLSA	1260.000	364.000	2.778	9.615
17	ESJ	1260.000	280.000	2.778	12.500
9	LGS	1260.000	688.000	2.778	5.087

Figura 4.5:
Tabela 03 - Centralidade de Proximidade

Centralidade de Proximidade

	inFarness	outFarness	inCloseness	outCloseness
MDBS	75,000	892,000	46,667	3,924
MHS	77,000	892,000	45,455	3,924
ALS	79,000	888,000	44,304	3,941
TBL	87,000	886,000	40,230	3,950
GAS	99,000	886,000	35,354	3,950
CMBL	100,000	892,000	35,000	3,924
AMSC	102,000	886,000	34,314	3,950
TKSS	104,000	887,000	33,654	3,946
KSS	113,000	886,000	30,973	3,950
RSSB	118,000	887,000	29,661	3,946
MBL	123,000	885,000	28,455	3,955
ACMS	136,000	889,000	25,735	3,937
JLB	756,000	730,000	4,630	4,795
AOC	764,000	728,000	4,581	4,808
EJS	766,000	738,000	4,569	4,743
AGS	766,000	723,000	4,569	4,841
MS	778,000	738,000	4,499	4,743
VSSA	915,000	702,000	3,825	4,986
MLG	917,000	692,000	3,817	5,058
AS	918,000	703,000	3,813	4,979
MRS	919,000	692,000	3,808	5,058
MFCO	924,000	703,000	3,788	4,979
GBJ	928,000	703,000	3,772	4,979
WLA	984,000	598,000	3,557	5,853
LPS	984,000	600,000	3,557	5,833
MFPC	986,000	598,000	3,550	5,853
TSC	990,000	592,000	3,535	5,912
AOS	1190,000	656,000	2,941	5,335
JJC	1225,000	567,000	2,857	6,173
AESB	1225,000	856,000	2,857	4,089
ASB	1260,000	564,000	2,778	6,206
VSSI	1260,000	377,000	2,778	9,284
JSP	1260,000	460,000	2,778	7,609
SLSA	1260,000	364,000	2,778	9,615
ESJ	1260,000	280,000	2,778	12,500
LGS	1260,000	688,000	2,778	5,087

Tabela 4.6: Descrição da Centralidade de Proximidade

ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS

	infarness	outFarness	inCloseness	outCloseness
Minimum	75	280	2,778	3,924
Average	714,111	714,111	14,305	5,295
Maximum	1260	892	46,667	12,5
Sum	25708	25708	514,992	190,612
Standard Deviation	459,906	164,873	15,694	1,826
Variance	211513,328	27183,154	246,304	3,334
SSQ	25972848	19336962	16234,091	1129,284
MCSSQ	7614479,500	978593,563	8866,947	120,033
Euclidean Norm	5096,356	4397,381	127,413	33,605
Observations	36,000	36,000	36,000	36,000
Missing	0	0	0	0

Statistics		1	2	3	4
		inFarness	outFarness	inCloseness	outCloseness
1	Minimum	75	280	2.778	3.924
2	Average	714.111	714.111	14.305	5.295
3	Maximum	1260	892	46.667	12.500
4	Sum	25708	25708	514.992	190.612
5	standard Deviation	459.906	164.873	15.694	1.826
6	Variance	211513.328	27183.154	246.304	3.334
7	SSQ	25972848	19336962	16234.091	1129.284
8	MCSSQ	7614479.500	978593.563	8866.947	120.033
9	Euclidean Norm	5096.356	4397.381	127.413	33.605
10	Observations	36	36	36	36
11	Missing	0	0	0	0

11 rows, 4 columns, 1 levels.
 Network centralization not computed for unconnected graphs
 output actor-by-centrality measure matrix saved as dataset GRAFO ALUNOS DJENAL-clo

 Running time: 00:00:01
 Output generated: 13 set 14 10:32:37
 UCINET 6.505 Copyright (c) 1992-2012 Analytic Technologies

Figura 4.6:
Tabela 03 - Centralidade de Proximidade

Capítulo 5

Grafos como Modelo Matemático para Redes Sociais: Experiência em Sala de Aula

Como já vimos nos capítulos anteriores, a Teoria dos Grafos é uma ferramenta matemática muito usada em áreas diversas como na Comunicação, nas Ciências Sociais, na Química, na Genética entre outras e serve para representar uma variedade de problemas; em outras palavras, através de um grafo podemos representar situações reais do cotidiano ou atividades meramente lúdicas. Sendo assim, através da Teoria dos Grafos podemos desenvolver inúmeras atividades que motivem e estimulem os alunos para o estudo da Matemática. A partir de recursos simples como os grafos, na organização de dados e na estruturação de ideias podemos promover o desenvolvimento do raciocínio dos alunos através de sua própria realidade.

No plano de desenvolvimento para a educação básica através da matemática:

Os alunos devem ser capazes de raciocinar matematicamente usando os conceitos, representações e procedimentos matemáticos. Os alunos devem ser capazes de resolver problemas. Isto é, devem ser capazes de: compreender problemas em contextos matemáticos e não matemáticos e de os resolver utilizando estratégias apropriadas; monitorizar o seu trabalho e refletir sobre a adequação das suas estratégias, reconhecendo situações em que podem ser utilizadas estratégias diferentes; formular problemas. (BRASIL, 2009)

Sendo assim, a Teoria dos Grafos, tanto na educação básica quanto no ensino secundário, é importante pois proporciona a aquisição de informações, conhecimento e experiência na Matemática desenvolvendo nos alunos competências como:

- De compreender conceitos, relações, métodos e procedimentos matemáticos e da capacidade de os utilizar na análise, interpretação e resolução de situações em contexto matemático e não matemático;
- De analisar informação e de resolver e formular problemas, incluindo os que envolvem processos de modelagem matemática;

- De abstração e generalização e de compreender e elaborar argumentações matemáticas e raciocínios lógicos;
- De comunicar em Matemática, oralmente e por escrito, descrevendo, explicando e justificando as suas ideias, procedimentos e raciocínios, bem como os resultados e conclusões a que chega, como é estabelecido nos Programas oficiais de Matemática. (BRASIL, 2009)

Desde o ensino básico até chegar ao ensino superior, a aprendizagem da matemática é baseada na resolução de problemas, sendo esta uma forma de construção de novos conhecimentos, desenvolvendo nos alunos sua capacidade de raciocínio e de organização e consolidação no que concerne ao pensamento matemático. Nesse sentido, a Teoria dos Grafos ajuda os alunos a formarem um pensamento de forma clara e coerente, através da resolução de problemas que envolvam caminhos, redes e relações entre objetos. O uso dos grafos facilita a compreensão dos alunos pois permite que os mesmos visualizem o problema que estão resolvendo além de permitir que a sua resolução seja metodologicamente organizada. Segundo Castells (1999) a sociedade é estruturada em redes, que vem ao longo de décadas passando por mudanças, não só no que concerne a informática e comunicação, mas também ocasionou mudanças no campo das práticas pedagógicas. Essas mudanças exigem que os professores adaptem a sua prática pedagógica as novas ferramentas que contribuem no processo de aprendizagem como, por exemplo, as novas mídias, os ambientes tecnológicos e as redes sociais. As redes sociais possuem um grande impacto no que concerne à disseminação das informações e pode ser uma excelente ferramenta no processo pedagógico de ensino aprendizagem como suporte para ampliar o entendimento dos sujeitos envolvidos. Sendo assim, as redes sociais vêm cada vez mais ganhando espaço nas atividades educacionais, partindo da realidade de cada disciplina. As redes sociais podem ser usadas como ambientes virtuais para a aprendizagem, partindo da necessidade e experiência de situações de ensino. Para Silva (2003, p. 62), as redes sociais podem ser classificadas como salas de aula online, com conteúdos e atividades propostas pelo professor, acolhendo a atuação de alunos e professores, seja individualmente, como coletivamente. Partindo dessa premissa, podemos entender que as redes sociais favorecem a interação entre os alunos e auxilia no processo de aprendizagem. As redes sociais devem oferecer aos professores e alunos os mecanismos de busca e facilidade na localização das informações procuradas. Ainda de acordo com Silva (2003, p.62), as redes sociais devem ser usadas como ferramentas de aprendizagem “deve favorecer interatividade, entendida como participação colaborativa, bidirecionalidade e dialógica, além da conexão de teias abertas como elos que traçam a trama das relações”.

O uso das redes sociais como o *Facebook*, o *Orkut*, o *Twitter*, o *LinkedIn* entre outras, como ferramentas no processo de ensino e aprendizagem possibilita a utilização de diversos recursos como o compartilhamento de fotos, textos, orientações e diálogos entre os professores e os alunos e até mesmo entre os próprios alunos. Através das redes sociais os professores podem ampliar a visão de mundo dos alunos, proporcionando um espaço para a construção de saberes, uma vez que reunidos em grupos, através das redes, os alunos podem compartilhar suas dúvidas e experiências. As redes sociais podem contribuir no ensino da matemática à medida que os alunos poderão ampliar a sua rede de contatos, além de obter ajuda sobre as tarefas escolares e para tirar dúvidas sobre os conteúdos, podendo ser as redes sociais uma extensão da sala de aula, aonde os alunos obtêm um

atendimento individualizado, o que nem sempre é possível na escola. O uso da internet no processo de aprendizagem permite modificar o fazer pedagógico, porém é preciso que o professor tenha claro que o objetivo maior é despertar o interesse do aluno pelo aprendizado. Sendo assim, Moran (2000) contribui ao afirmar que:

O poder de interação não está fundamentalmente nas tecnologias, mas nas nossas mentes.

Ensinar com as novas mídias será uma revolução se mudarmos simultaneamente os paradigmas convencionais de ensino, que mantêm distantes professores e alunos. Caso contrário, conseguiremos dar um verniz de modernidade, sem mexer no essencial. A Internet é um novo meio de comunicação, ainda incipiente, mas que pode nos ajudar a rever, a ampliar e a modificar muitas das formas atuais de ensinar e aprender. (MORAN, 2000, p. 63)

Ainda segundo o autor, o computador é uma sedução e atração para os alunos, pois possibilita a descoberta de coisas novas, através da internet e da busca na rede. Fazer pesquisas navegando na rede é muito interesse do que fazer análise e interpretação de texto, por exemplo.

É mais atraente navegar, descobrir coisas novas, do que analisá-las, compará-las, separando o que é essencial do acidental, hierarquizando ideias, assimilando coincidências e divergências. (...) Ver equivale, na cabeça de muitos, a compreender, e há um certo ver superficial, rápido, guloso, sem o devido tempo de reflexão, de aprofundamento, de cotejamento com outras leituras. (MORAN, 2000, p. 52)

As pesquisas realizadas na internet são capazes de motivar os alunos, porém o autor salienta que essa motivação não está associada à tecnologia, mas deve ser trabalhada pelos professores em sala de aula, na maneira como ele trabalha os conteúdos e a relação dos mesmos nas redes sociais. Partindo dessas premissas, procuramos desenvolver em sala de aula uma atividade que integrasse não só as Redes Sociais como também a Teoria dos Grafos. Para a realização desse estudo desenvolvemos nossa atividade no Colégio Estadual General Djenal Tavares de Queiroz, no município de Moita Bonita/SE, com a turma do 2º ano do ensino médio, na turma 'B', e participaram da atividade 34 alunos. A escolha dessa turma se deu em virtude de estarmos trabalhando com matrizes, o que facilitou na compreensão sobre a Teoria dos Grafos. A atividade foi realizada nos dias 15 e 22 de agosto de 2014, durante as aulas de matemática. O objetivo das atividades desenvolvidas com os alunos foi introduzir o conceito de grafos além de suas propriedades e utilização no cotidiano dos alunos. Iniciamos a aula apresentando à turma a atividade que seria desenvolvida e em seguida fizemos uma breve introdução sobre o conceito de rede social. Apresentamos à turma o conceito de rede de computadores e seus principais tipos: as redes em estrela, as redes de barramento simples e as redes em anel. Em seguida apresentamos exemplos de rede viária e como elas podem conectar as cidades, ressaltando a importância das mesmas para o desenvolvimento das cidades. Por fim, apresentamos as redes sociais, e explicamos a diferença entre os diferentes tipos de redes sociais, como as redes de relacionamentos que é o caso do *Facebook*, do *Twitter*, e do *Orkut*; e as redes profissionais como o *LinkedIn*. Dando continuidade à aula, passamos a abordar os principais

conceitos e noções da Teoria dos Grafos e o seu uso no cotidiano e no ensino da Matemática. Mostramos para os alunos que todos os tipos de redes mencionadas anteriormente podem ser representadas por um grafo. Demonstramos aos alunos que tanto uma rede de computadores, quanto as redes viárias ou as redes de amizade podem ser feitas utilizando um conjunto de pontos conectados por linhas. Apesar de serem representadas por grafos, as redes diferem no que concerne aos elementos que as compõem (computadores, cidades, pessoas e ao tipo de relacionamento entre elas (fluxo de dados, conexão por estrada, amizade). Ao apresentarmos a Teoria dos Grafos explicamos aos alunos os conceitos de aresta, vértice, grau de um vértice, adjacência. Em seguida fizemos a representação matemática de um grafo através de uma matriz de adjacência. Apresentamos alguns exemplos de grafos aos alunos e solicitamos que eles os representassem através de uma matriz de adjacência. Como os alunos estavam estudando matrizes eles não tiveram dificuldades em representar os grafos através de uma matriz de adjacência. Os mesmos mostraram-se muito interessados na aula e nos assuntos abordados. Especialmente quando foi solicitado que eles fizessem sua própria rede de relacionamento. Distribuímos formulários para todos os alunos e solicitamos que eles identificassem os alunos com os quais eles mantêm amizades no *Facebook*, fazendo que cada aluno conectasse o ponto correspondente ao seu nome aos pontos correspondentes ao nome dos alunos com os quais tinham amizade no *Facebook*. Segue o modelo de formulário utilizado:



Figura 5.1:
Grafo Atividade Sala de Aula Inicial

Depois de recolhermos os formulários inserimos os dados no *software* UCINET 6.0, e elaboramos o grafo abaixo representado, no qual está disposta a rede de amizade que os alunos têm com os seus colegas de classe.

Essa experiência nos proporcionou uma interação muito satisfatória com os alunos, pois nos permitiu apresentar dois conteúdos muito presente no cotidiano dos alunos, como as redes sociais, com a qual todos estão conectados, e a Teoria dos Grafos, que apesar de fazer parte de diferentes situações do dia a dia dos alunos os mesmos não possuíam

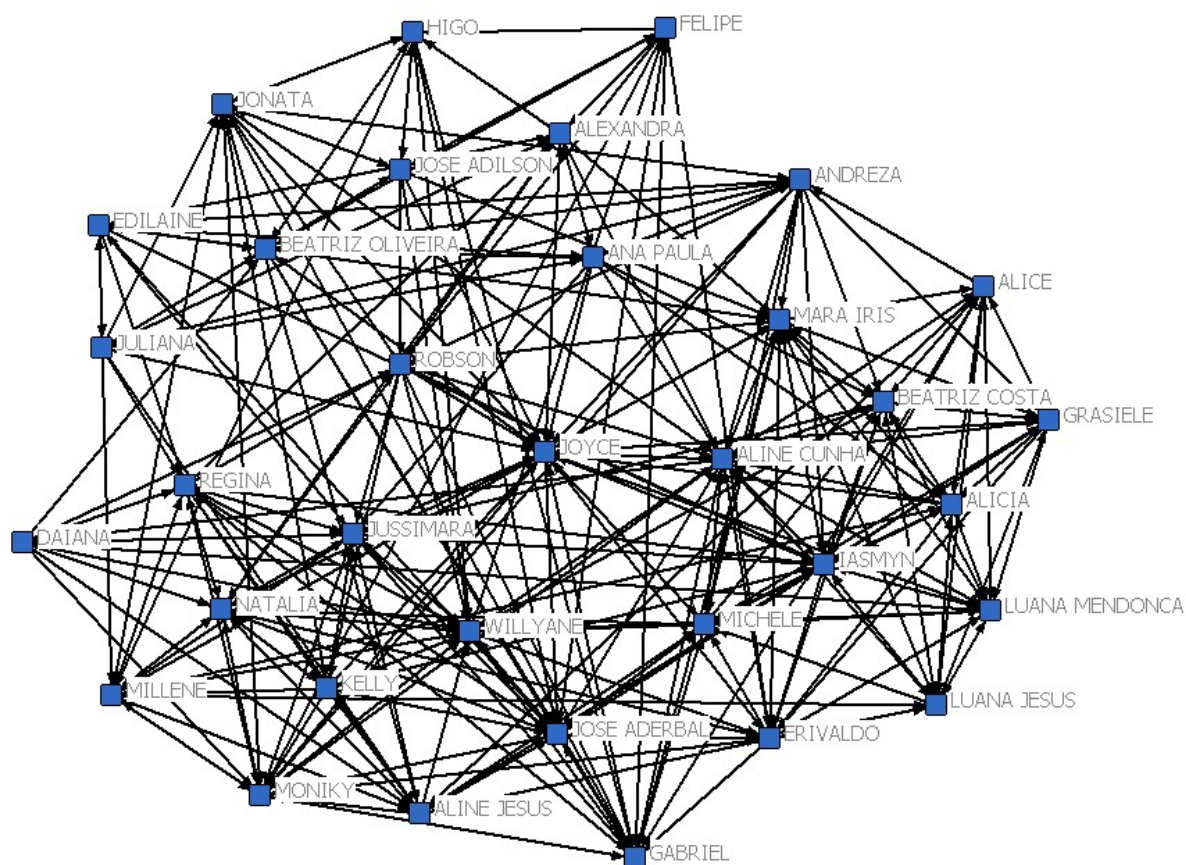


Figura 5.2:
Grafo Atividade Sala de Aula Final

esse conhecimento, o que despertou o interesse dos alunos no assunto apresentado. Outro ponto que devemos destacar foram às atividades desenvolvidas pelos alunos, tanto na elaboração das matrizes adjacentes como no preenchimento do formulário da rede eles demonstraram interesse e dedicação em concluir a atividade.

Apêndice A

Tutorial para Construção e Visualização de um Grafo no Ucinet

Para construirmos um grafo no Ucinet 6 devemos primeiramente baixar o programa Ucinet na Internet, depois que fizermos isso, clicamos no link do Ucinet, e depois no ícone “Matrix spreadsheet editor” . Em seguida, aparecerá a tela da figura 6.2. Depois começamos a anotar os dados das colunas começando por A2 e das linhas por B1. Colocamos inicialmente o valor 0(zero) para os elementos da diagonal principal, depois atribuímos o valor 1(um) para os vértices que formarem arestas e o valor 0 (zero) para os vértices que não formarem arestas, através do comando “fill”(zero fill), como será representado nas figuras de 6.3 e 6.4. Depois para salvar o arquivo, iremos para arquivo “file” salvar (save) ou salvar como (save as), como veremos nas figuras 6.5 e 6.6. Agora que já construirmos o grafo no Ucinet, vamos visualizá-lo no Netdraw da seguinte maneira: Clicaremos no último ícone à direita do Ucinet, como veremos na figura 6.7. Depois no terceiro ícone à direita da nova página aberta (figura 6.8). Depois onde aparece “Name of file to open” (figura 6.9) clicamos nas reticências que aparece ao lado e procuramos o arquivo onde está o grafo desejado, clicamos em “ok” e aparecerá o grafo no Netdraw (figura 6.10). Para mudar a cor dos nós basta clicar no ícone “choose node colors according to attribute values” (escolher as cores dos nós de acordo com os valores dos atributos) e aparecerá a caixa de diálogo clica em “Select Attribute”(figura 6.11), depois em “ID” e aparecerá os nós e suas respectivas cores já pré-definidas, se quisermos alterar a cor de cada um dos nós basta clicarmos na cor desejada e aparecerá opções para mudar a cor, no exemplo dado admitiremos as cores pré-definidas, clicamos no ícone à esquerda para gravar as mudanças (figura 6.12) e no ícone à direita (figura 6.13) para sair da caixa de diálogo e aparecerá o grafo com os nós na cor selecionada (figura 6.14). Para mudar as formas dos nós basta clicar no ícone “choose node shapes according to attribute values” (escolher as formas dos nós de acordo com os valores dos atributos) observado na figura 6.15, e aparecerá a caixa de diálogo clica em “Select Attribute”(figura 6.16), depois em “ID” e aparecerá os nós e suas respectivas formas já pré-definidas, se quisermos alterar a forma de cada um dos nós basta clicarmos na forma desejada e aparecerá opções para mudar a forma, no exemplo dado admitiremos as formas pré-definidas, clicamos no ícone à esquerda para gravar as mudanças (figura 6.16) e no ícone à direita para sair da caixa de diálogo e aparecerá o grafo com os nós na forma selecionada (figura 6.17).

Finalmente, podemos salvar o diagrama do Netdraw nos formatos “MetaFile”, “Bit-

map” ou “Jpeg” para isso é necessário clicar em File, Save Diagram As (“MetaFile”, “Bit-map” ou “Jpeg”) observado na figura 6.18.

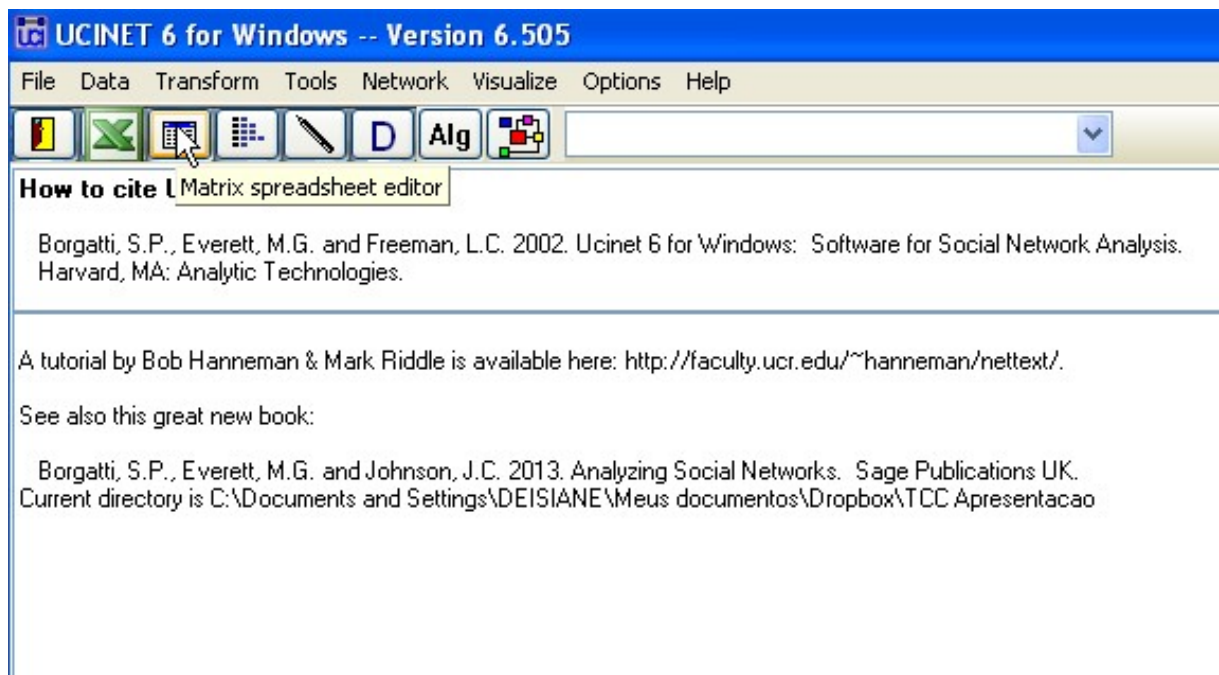


Figura A.1:

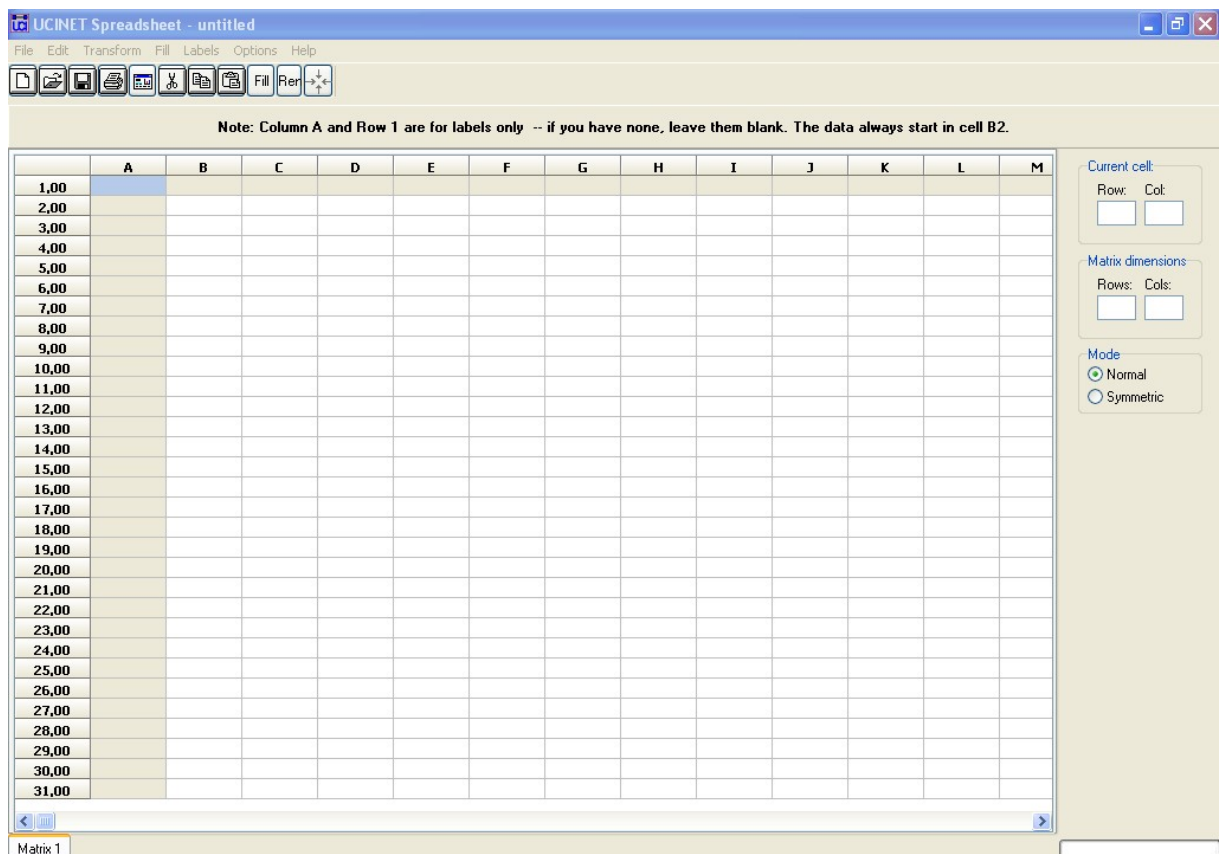


Figura A.2:

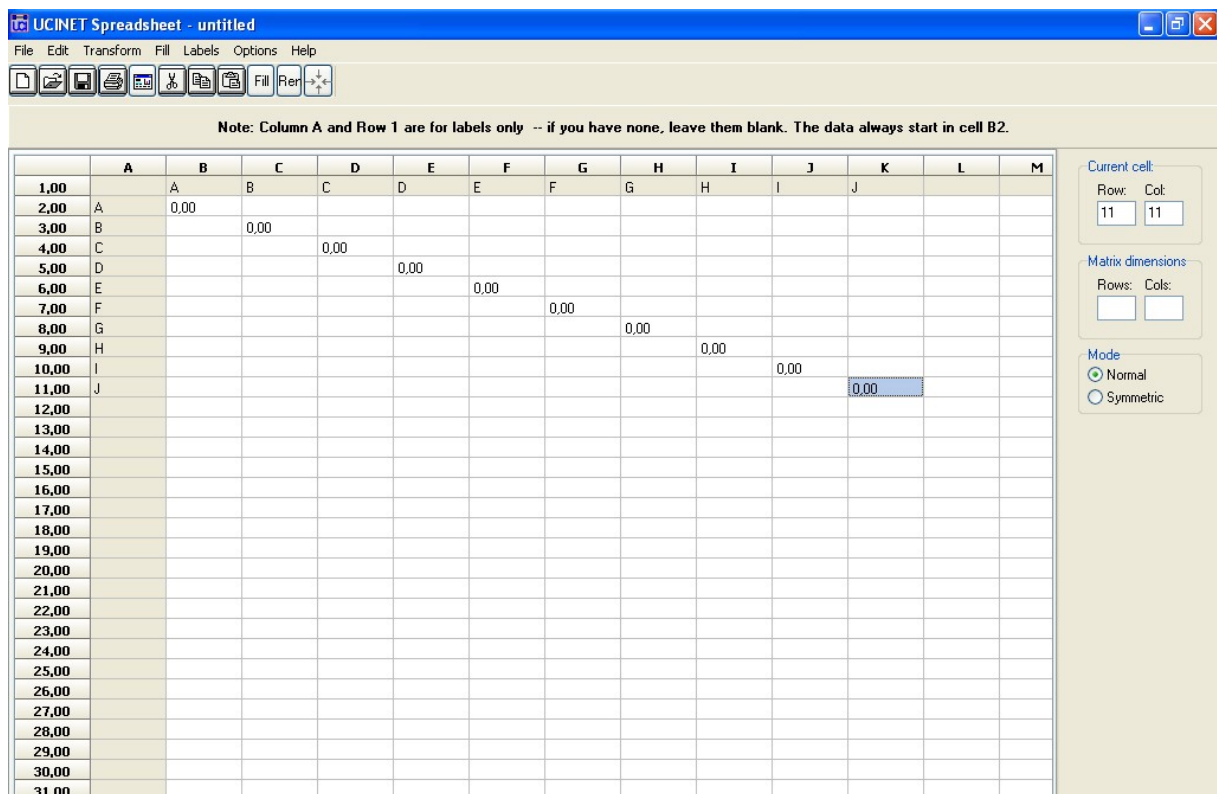


Figura A.3:

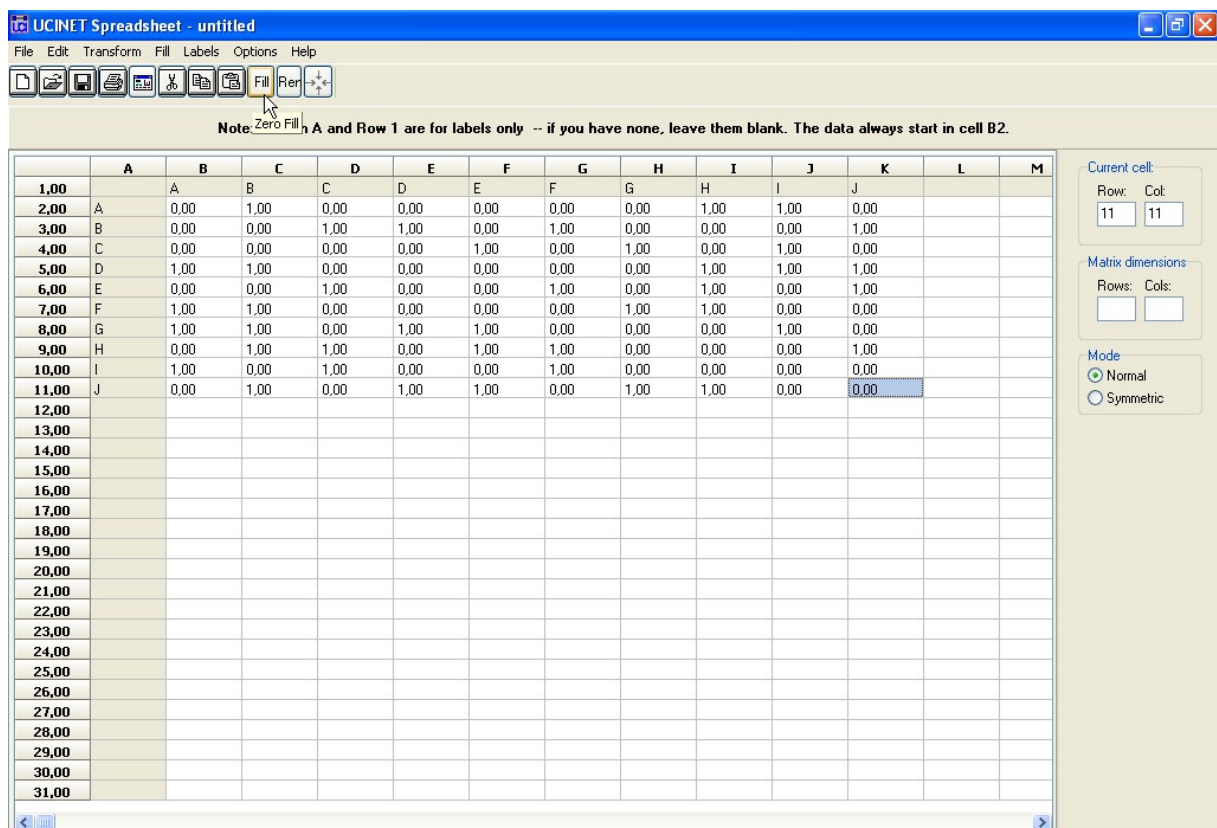


Figura A.4:

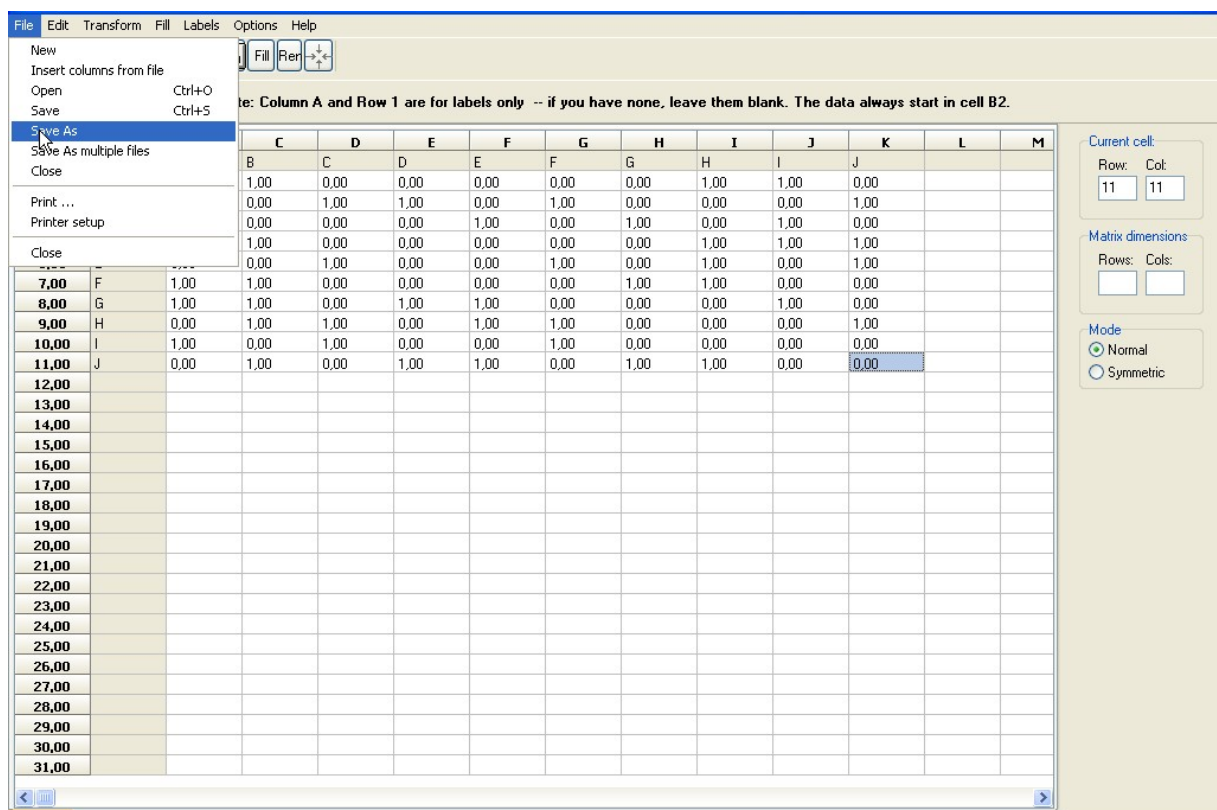


Figura A.5:

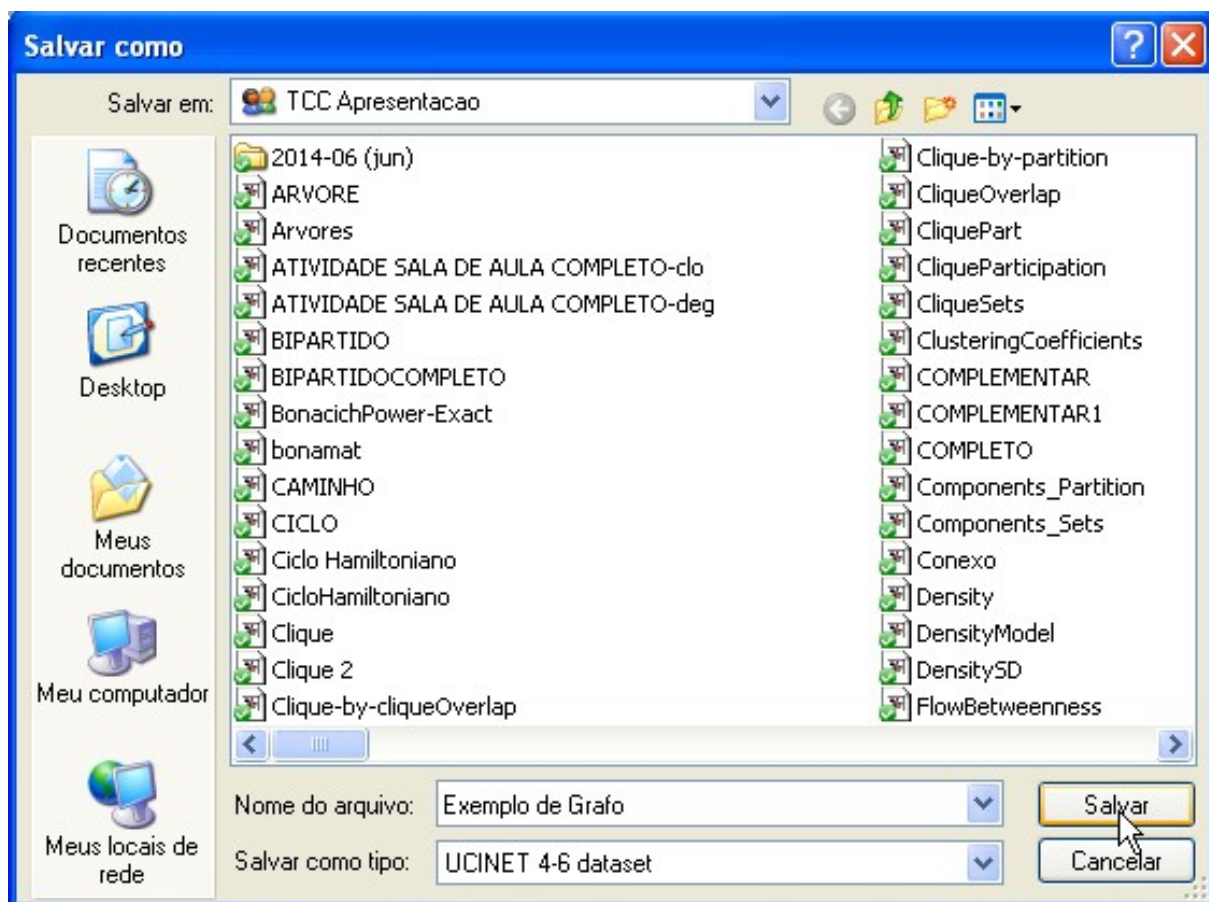


Figura A.6:

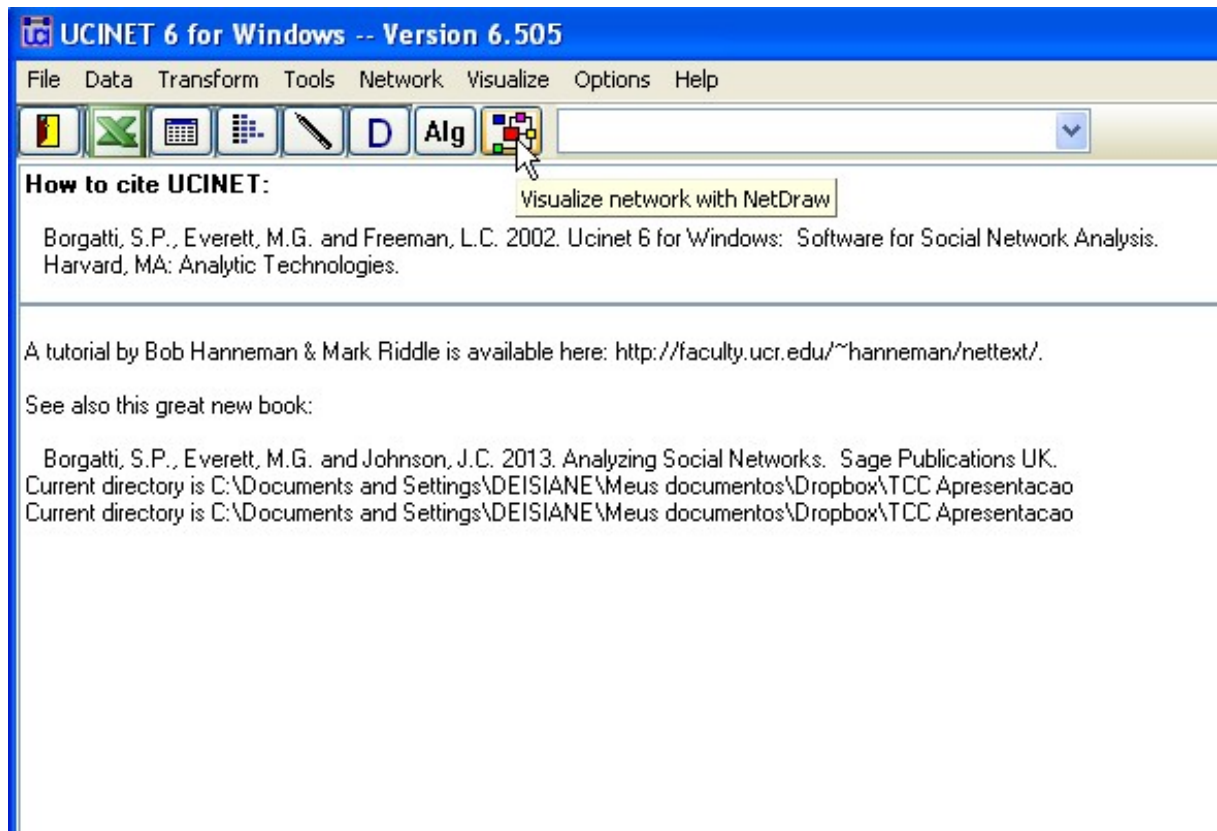


Figura A.7:

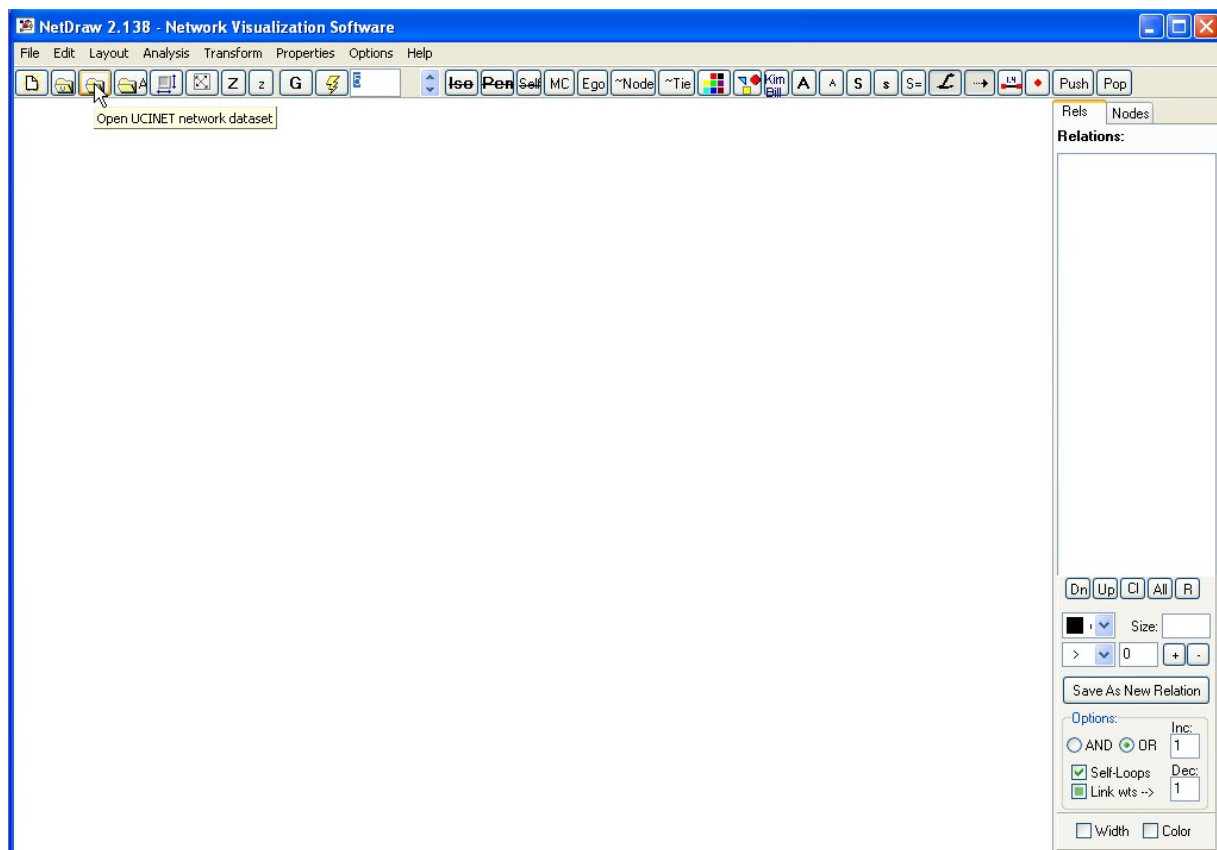
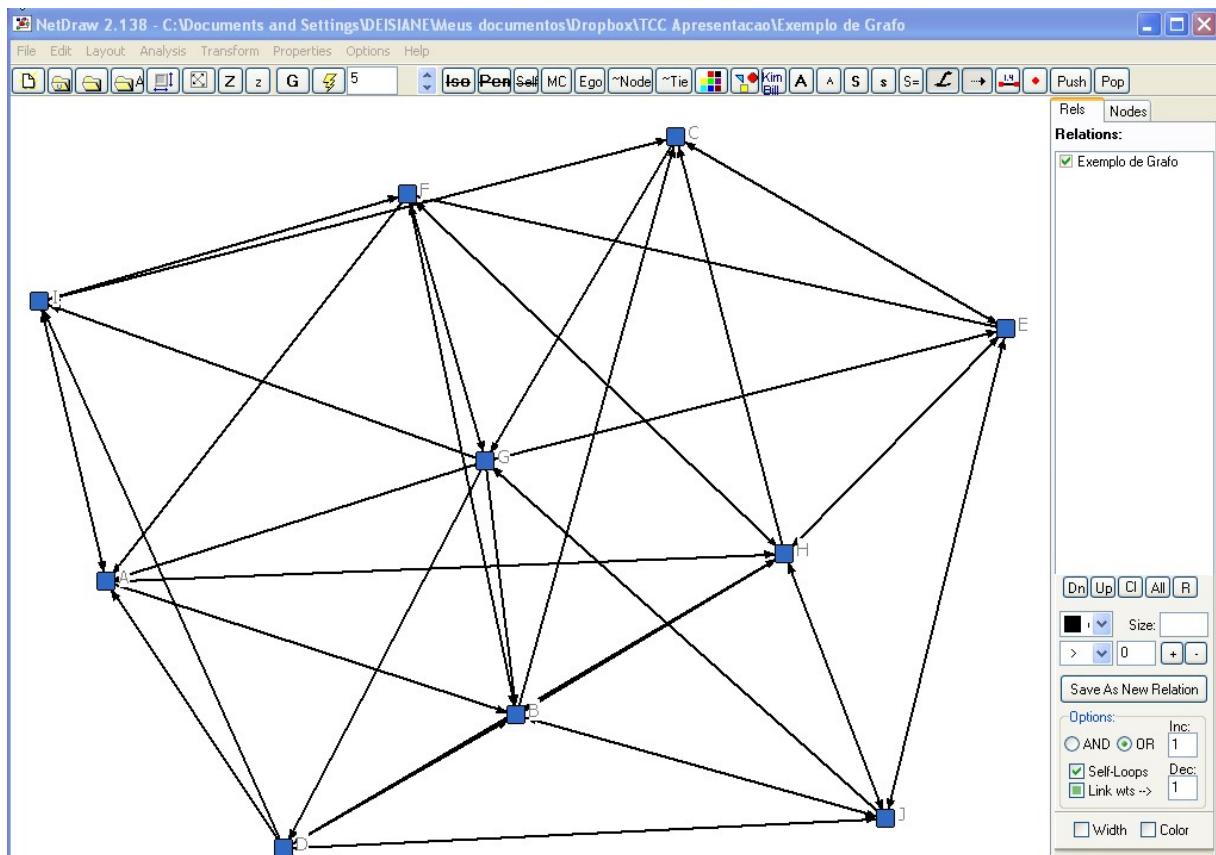
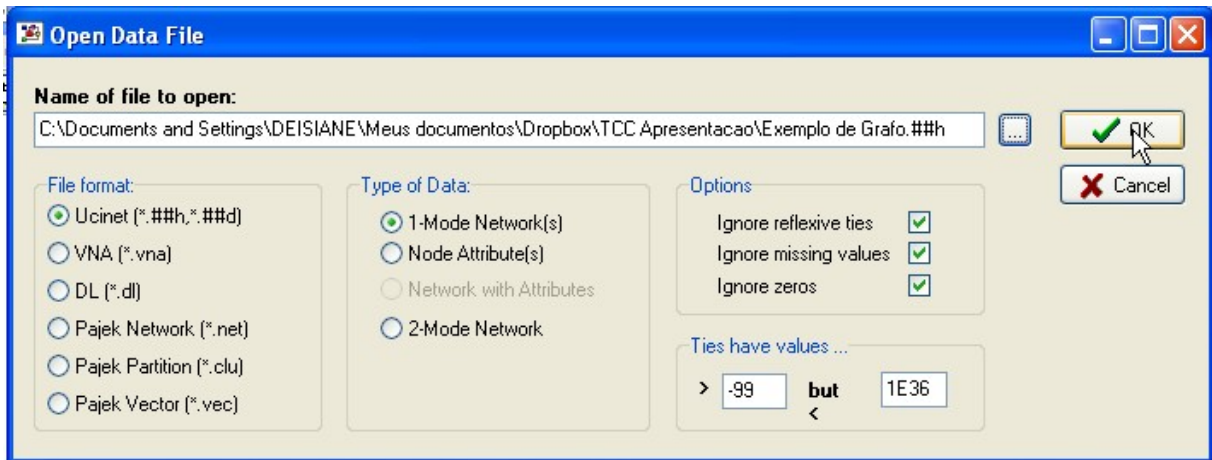


Figura A.8:



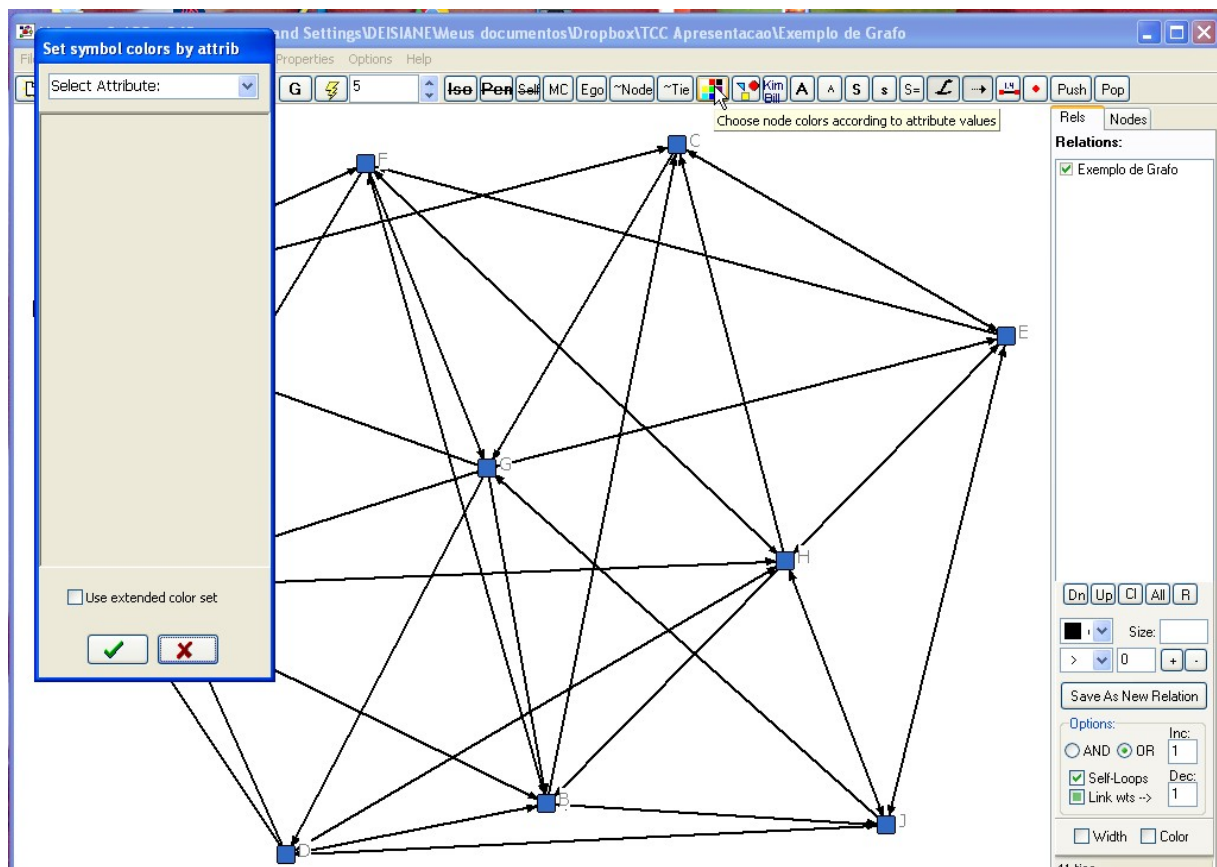


Figura A.11:

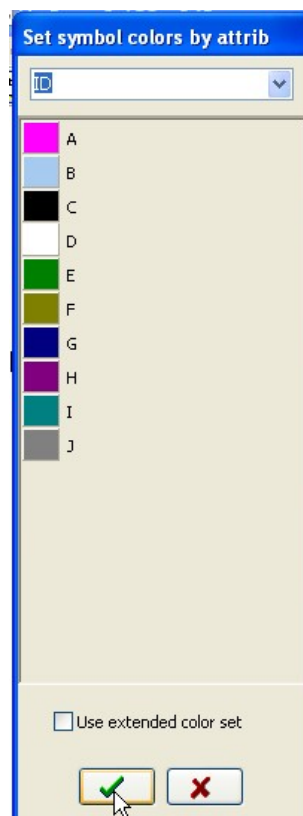


Figura A.12:

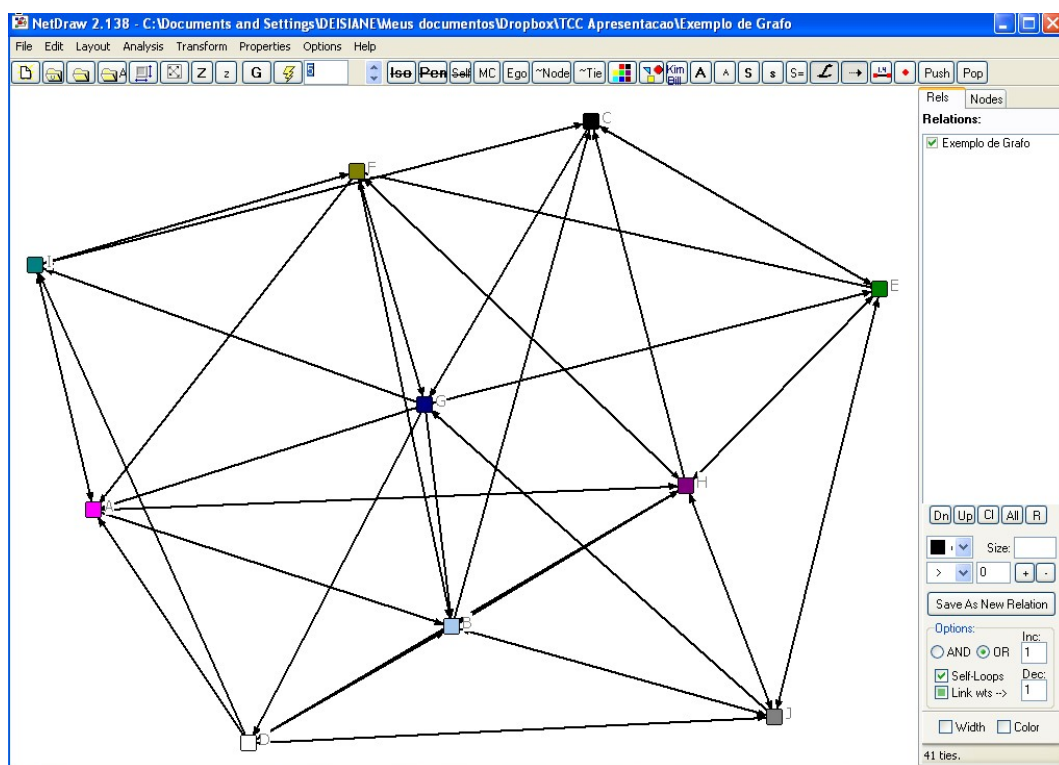


Figura A.13:

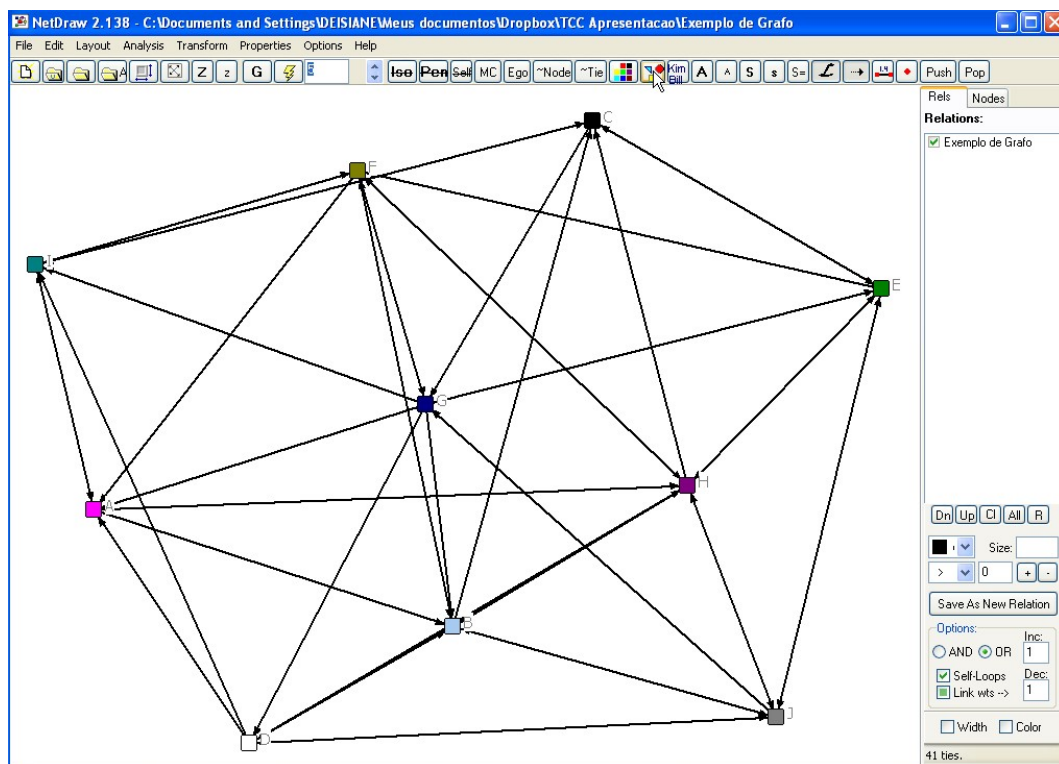


Figura A.14:

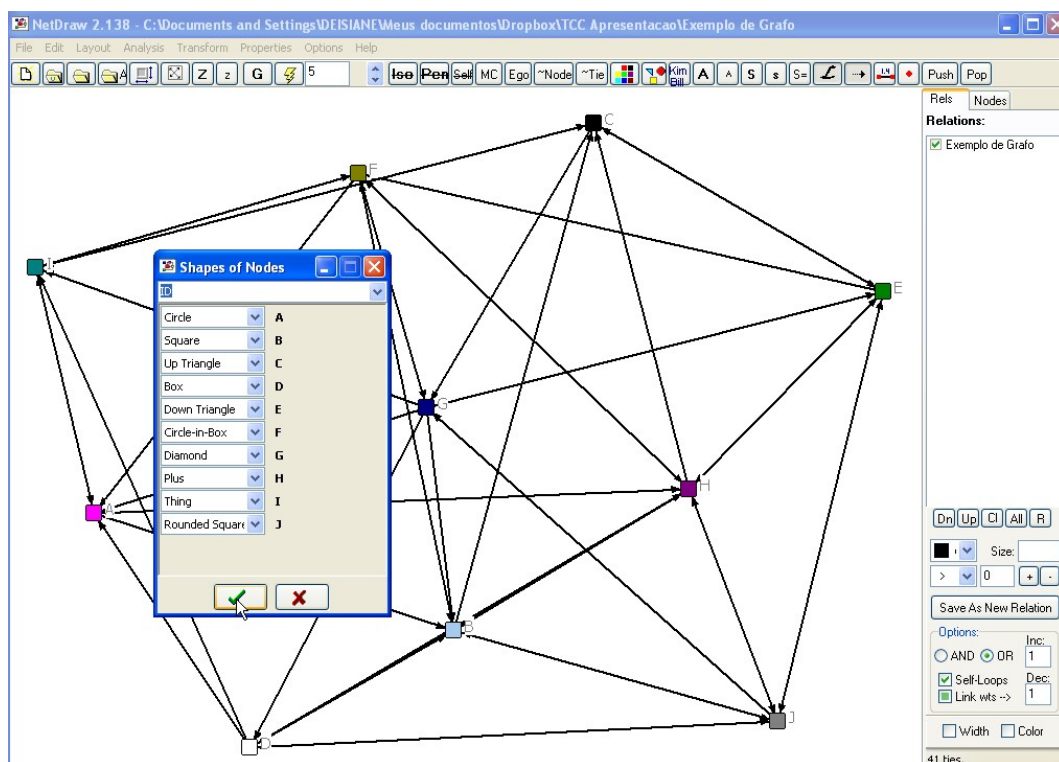


Figura A.15:

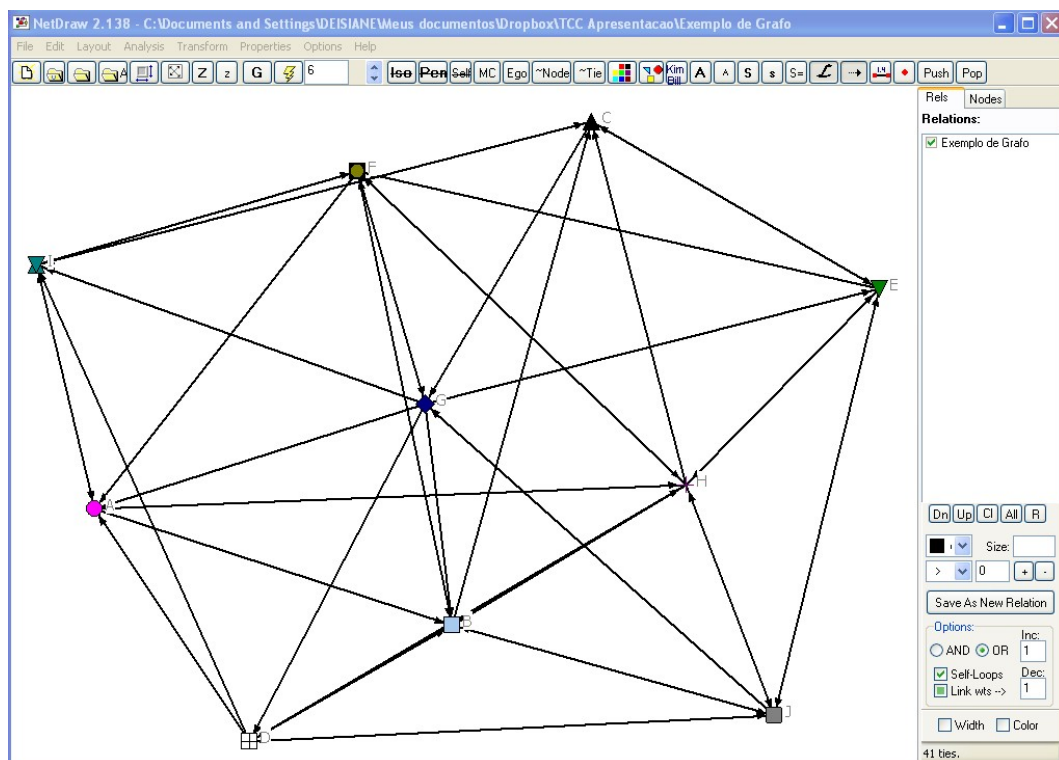


Figura A.16:

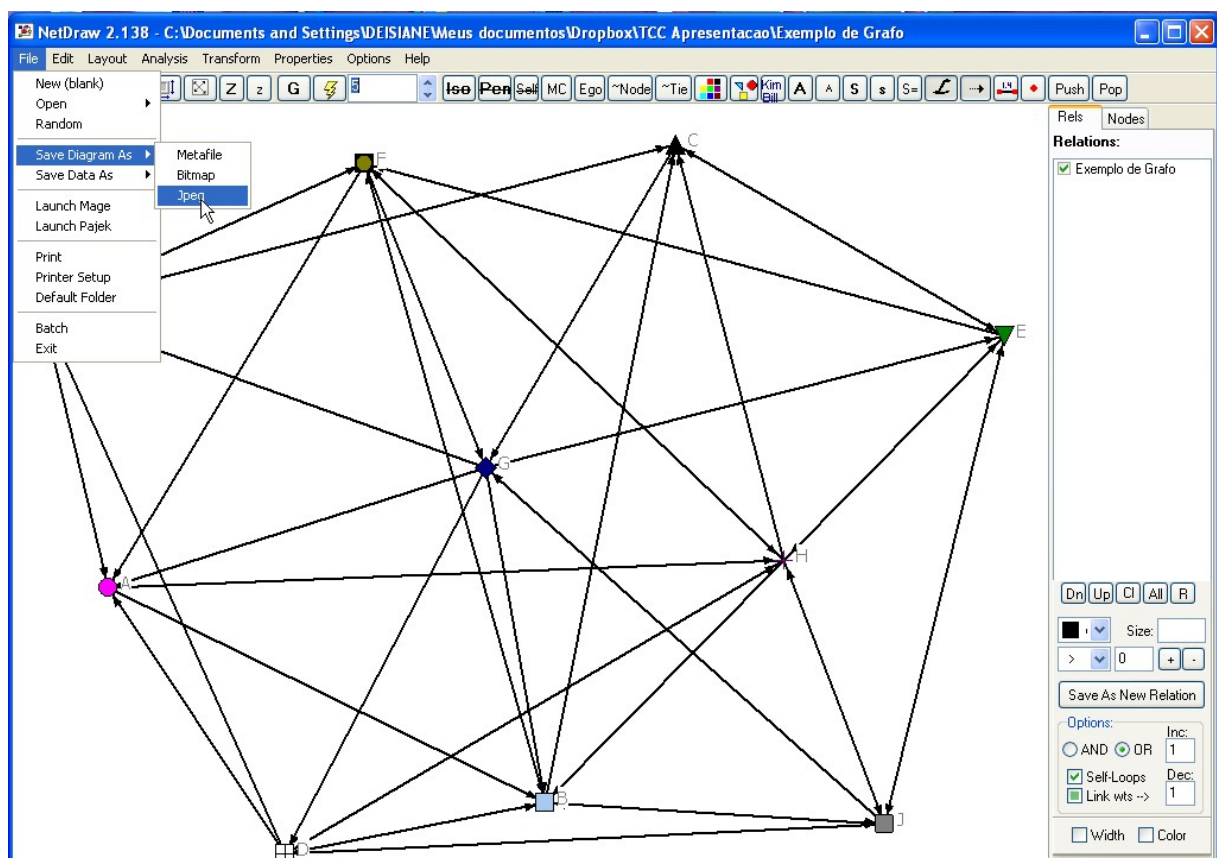


Figura A.17:

Apêndice B

Arquivos Gerados no UCINET

```
CLIQUEES
-----
Minimum Set Size: 3
Input dataset: GRAFO DIAMETRO RAO (C:\Documents and Settings\
1 cliques found.
  1: C D H
Clique Participation Scores: Prop. of clique members that each node is adjacent to
      1
-----
1 A 0.333
2 B 0.333
3 C 1.000
4 D 1.000
5 E 0.333
6 F 0.000
7 G 0.000
8 H 1.000
9 I 0.333
10 J 0.333

Actor-by-Actor Clique Co-Membership Matrix
      1
      1 2 3 4 5 6 7 8 9 0
      A B C D E F G H I J
1 A 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
2 B 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
3 C 0 0 1 1 0 0 0 1 0 0
4 D 0 0 1 1 0 0 0 1 0 0
5 E 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
6 F 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
7 G 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
8 H 0 0 1 1 0 0 0 1 0 0
9 I 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
10 J 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
```

Figura B.1: Cliques

DENSITY / AVERAGE MATRIX VALUE			

Input dataset:	GRAFO DIAMETRO RAO (C:\Documents and Settings\		
Output dataset:	GRAFO DIAMETRO RAO-density (C:\Documents and S		
	1	2	3
	Densit	No. of	Avg De
	y	Ties	gree
	-----	-----	-----
1 GRAFO DIAMETRO RAO	1	28	2.800
1 rows, 3 columns, 1 levels.			

Figura B.2: Densidade
Fonte: Elaborado no UCINET 6.0 pelo autor.

FREEMAN'S DEGREE CENTRALITY MEASURES				

Diagonal valid?	NO			
Model:	ASYMMETRIC			
Input dataset:	GRAFO DIAMETRO RAO (C:\Documents and Settings\			
	1	2	3	4
	outDegree	InDegree	NrmOutDeg	NrmInDeg
	-----	-----	-----	-----
3 C	4.000	4.000	44.444	44.444
8 H	4.000	4.000	44.444	44.444
6 F	3.000	3.000	33.333	33.333
4 D	3.000	3.000	33.333	33.333
10 J	3.000	3.000	33.333	33.333
9 I	3.000	3.000	33.333	33.333
2 B	2.000	2.000	22.222	22.222
1 A	2.000	2.000	22.222	22.222
7 G	2.000	2.000	22.222	22.222
5 E	2.000	2.000	22.222	22.222
DESCRIPTIVE STATISTICS				
	1	2	3	4
	outDegree	InDegree	NrmOutDeg	NrmInDeg
	-----	-----	-----	-----
1 Mean	2.800	2.800	31.111	31.111
2 Std Dev	0.748	0.748	8.315	8.315
3 Sum	28.000	28.000	311.111	311.111
4 Variance	0.560	0.560	69.136	69.136
5 SSQ	84.000	84.000	10370.369	10370.369
6 MCSSQ	5.600	5.600	691.358	691.358
7 Euc Norm	9.165	9.165	101.835	101.835
8 Minimum	2.000	2.000	22.222	22.222
9 Maximum	4.000	4.000	44.444	44.444
10 N of obs	10.000	10.000	10.000	10.000
Network Centralization (Outdegree) = 14.815%				
Network Centralization (Indegree) = 14.815%				

Figura B.3: Descrição da Centralidade de Grau

```

FREEMAN BETWEENNESS CENTRALITY
-----
Input dataset:          GRAFO DIAMETRO RAO (C:\Documents and Settings\DEISIANE\Meus documentos\

Important note: This routine cannot handle valued data, so it binarizes your data automatically.
                It DOES handle directed (non-symmetric) data, so it does NOT symmetrize.

Un-normalized centralization: 43.333

      1      2
      Betweenness nBetweenness
-----
3 C      8.333      23.148
8 H      7.833      21.759
9 I      5.667      15.741
10 J     5.333      14.815
4 D      4.167      11.574
6 F      3.833      10.648
2 B      1.833       5.093
1 A      1.000       2.778
7 G      1.000       2.778
5 E      1.000       2.778

DESCRIPTIVE STATISTICS FOR EACH MEASURE

      1      2
      Betweenness nBetweenness
-----
1 Mean      4.000      11.111
2 Std Dev   2.642       7.338
3 Sum      40.000     111.111
4 Variance   6.978      53.841
5 SSQ      229.778    1772.977
6 MCSSQ     69.778     538.409
7 Euc Norm  15.158      42.107
8 Minimum    1.000       2.778
9 Maximum    8.333      23.148
10 N of obs 10.000     10.000

Network Centralization Index = 13.37%

```

Figura B.4: Descrição da Centralidade de Intermediação


```

Input dataset: GRAFO DIAMETRO RAO (C:\Documents and Settings\
Dataset is symmetric.

      1  2  3  4  5  6  7  8  9 10
    -- -- -- -- --
1  10  2  2  2  2  2  2  2  2  2
2   2 10  2  2  2  2  2  2  2  2
3   2  2 10  3  2  3  2  4  3  3
4   2  2  3 10  2  3  2  3  3  3
5   2  2  2  2 10  2  2  2  2  2
6   2  2  3  3  2 10  2  3  3  3
7   2  2  2  2  2  2 10  2  2  2
8   2  2  4  3  2  3  2 10  3  3
9   2  2  3  3  2  3  2  3 10  3
10  2  2  3  3  2  3  2  3  3 10

1.7600000000000000E+0002
1.7600000000000000E+0002
1.6400000000000000E+0002
1.6600000000000000E+0002
1.7600000000000000E+0002
1.6600000000000000E+0002
1.7600000000000000E+0002
1.6400000000000000E+0002
1.6600000000000000E+0002
1.6600000000000000E+0002

      1      2
      FlowBet  nFlowBet
    -----
1  A      3.833      5.324
2  B     11.833     16.435
3  C     21.000     29.167
4  D     11.167     15.509
5  E      6.000      8.333
6  F     20.167     28.009
7  G     11.833     16.435
8  H     14.000     19.444
9  I     18.167     25.231
10 J      5.167      7.176

Network Centralization Index = 13.400%

```

Figura B.5: Descrição da Centralidade de Fluxo de Intermediação
 Fonte: Grafo elaborado no UCINET 6.0 pelo autor.

CLOSENESS CENTRALITY				

Input dataset:		GRAFO DIAMETRO RAO (C:\Documents and Settings\		
Method:		Geodesic paths only (Freeman Closeness)		
Output dataset:		GRAFO DIAMETRO RAO-clo (C:\Documents and setti		
Closeness Centrality Measures				
		1	2	
		Farness	nCloseness	
		-----	-----	
3	C	14.000	64.286	
8	H	14.000	64.286	
10	J	15.000	60.000	
4	D	16.000	56.250	
9	I	16.000	56.250	
6	F	17.000	52.941	
1	A	18.000	50.000	
2	B	19.000	47.368	
5	E	20.000	45.000	
7	G	21.000	42.857	
Statistics				
		1	2	
		Farness	nCloseness	
		-----	-----	
1	Minimum	14	42.857	
2	Average	17	53.924	
3	Maximum	21	64.286	
4	Sum	170	539.238	
5	Standard Deviation	2.324	7.238	
6	Variance	5.400	52.392	
7	SSQ	2944	29601.701	
8	MCSSQ	54	523.921	
9	Euclidean Norm	54.259	172.051	
10	Observations	10	10	
11	Missing	0	0	
11 rows, 2 columns, 1 levels.				
Network Centralization = 24.47%				

Figura B.6: Descrição da Centralidade de Proximidade
 Fonte: Grafo elaborado no UCINET 6.0 pelo autor.

INFORMATION CENTRALITY						

Input dataset:			GRAFO DIAMETRO RAI0 (C:\Documents and Settings\			
	1	2	3	4	5	6
	-----	-----	-----	-----	-----	-----
1	0.545	-0.183	-0.078	-0.042	-0.005	0.131
2	-0.183	0.607	0.062	-0.105	-0.194	-0.184
3	-0.078	0.062	0.259	0.037	-0.070	-0.077
4	-0.042	-0.105	0.037	0.367	0.120	-0.027
5	-0.005	-0.194	-0.070	0.120	0.579	0.139
6	0.131	-0.184	-0.077	-0.027	0.139	0.404
7	-0.187	0.253	-0.036	-0.146	-0.218	-0.190
8	0.058	-0.082	0.021	0.043	-0.050	-0.043
9	-0.092	-0.001	-0.033	-0.087	-0.142	-0.096
10	-0.046	-0.074	0.016	-0.059	-0.058	0.043
Actor Information Centralities						
	1					
	Inform					

1 A	1.041					
2 B	0.977					
3 C	1.482					
4 D	1.278					
5 E	1.005					
6 F	1.219					
7 G	0.945					
8 H	1.482					
9 I	1.284					
10 J	1.332					

Figura B.7: Descrição da Centralidade de Informação
Fonte: Grafo elaborado no UCINET 6.0 pelo autor.

BONACICH POWER / BETA CENTRALITY		

Input dataset:		
Output dataset:		
Beta method:		
Beta parameter:		
Computational method:		
GRAFO DIAMETRO RAI0 (C:\Documents and Settings\		
BonacichPower-Exact (C:\Documents and Settings\		
Standard (0.995/MaxEigen)		
0.3286370		
Exact (slow for large networks)		
Beta value is 0,328637037566913		
Bonacich Power		
	1	2
	Power	Normali
	-----	-----
1 A	428.909	0.744
2 B	377.046	0.654
3 C	823.676	1.428
4 D	669.480	1.161
5 E	377.046	0.654
6 F	471.736	0.818
7 G	317.541	0.550
8 H	827.291	1.434
9 I	583.104	1.011
10 J	620.350	1.075

Figura B.8: Descrição da Centralidade de Bonacich
Fonte: Grafo elaborado no UCINET 6.0 pelo autor.

```
CLUSTERING COEFFICIENT
-----
Input dataset:                                GRAFO DIAMETRO RAO (C:\Documents and Settings\

Overall graph clustering coefficient: 0.067
Weighted overall graph clustering coefficient: 0.107

Node Clustering Coefficients

      1      2
      Clus Coef  nPairs
      -----
1  A      0.000      1.000
2  B      0.000      1.000
3  C      0.167      6.000
4  D      0.333      3.000
5  E      0.000      1.000
6  F      0.000      3.000
7  G      0.000      1.000
8  H      0.167      6.000
9  I      0.000      3.000
10 J      0.000      3.000
```

Figura B.9: Descrição do Coeficiente de Agrupamento

GRAU DE CENTRALIDADE; GRAU DE ENTRADA E GRAU DE SAIDA
FREEMAN'S DEGREE CENTRALITY MEASURES

Diagonal valid? NO
Model: ASYMMETRIC
Input dataset: GRAFO AFINIDADE PROFESSORES 2
(C:\Arquivos de programas\Analytic Technologies\Grafos dados 10 x 10\GRAFO AFINIDADE PROFESSORES 2)

		1	2	3	4
		OutDegree	InDegree	NrmOutDeg	NrmInDeg
18	ALBF	6.000	4.000	18.182	12.121
2	GSBO	3.000	4.000	9.091	12.121
3	GSC	3.000	2.000	9.091	6.061
4	JGL	3.000	1.000	9.091	3.030
5	HAA	3.000	1.000	9.091	3.030
6	IRS	3.000	1.000	9.091	3.030
7	HCA	3.000	0.000	9.091	0.000
8	JLFS	3.000	9.000	9.091	27.273
9	JBDJ	3.000	0.000	9.091	0.000
10	LCS	3.000	0.000	9.091	0.000
11	LCR	3.000	7.000	9.091	21.212
12	MMSS	3.000	8.000	9.091	24.242
13	MJB	3.000	5.000	9.091	15.152
14	MEDJ	3.000	1.000	9.091	3.030
15	EGPSRNT	3.000	4.000	9.091	12.121
16	ESS	3.000	0.000	9.091	0.000
17	ANG	3.000	2.000	9.091	6.061
1	AAC	3.000	7.000	9.091	21.212
19	ASS	3.000	3.000	9.091	9.091
20	CMS	3.000	8.000	9.091	24.242
21	JCM	3.000	3.000	9.091	9.091
22	DAGSRG	3.000	3.000	9.091	9.091
23	ES	3.000	2.000	9.091	6.061
24	NL	3.000	2.000	9.091	6.061
25	MEM	3.000	5.000	9.091	15.152
26	MLS	3.000	0.000	9.091	0.000
27	MRSC	3.000	7.000	9.091	21.212
28	RMPS	3.000	2.000	9.091	6.061
29	OSR	3.000	3.000	9.091	9.091
30	MMMS	3.000	4.000	9.091	12.121
31	JRRS	3.000	1.000	9.091	3.030
32	SANP	3.000	1.000	9.091	3.030
33	CSS	3.000	4.000	9.091	12.121
34	RSS	3.000	1.000	9.091	3.030

DESCRIPTIVE STATISTICS

		1	2	3	4
		OutDegree	InDegree	NrmOutDeg	NrmInDeg
1	Mean	3.088	3.088	9.358	9.358
2	Std Dev	0.507	2.571	1.536	7.791
3	Sum	105.000	105.000	318.182	318.182
4	Variance	0.257	6.610	2.359	60.697
5	SSQ	333.000	549.000	3057.851	5041.322
6	MCSSQ	8.735	224.735	80.214	2063.685
7	Euc Norm	18.248	23.431	55.298	71.002
8	Minimum	3.000	0.000	9.091	0.000
9	Maximum	6.000	9.000	18.182	27.273
10	N of Obs	34.000	34.000	34.000	34.000

Network Centralization (Outdegree) = 9.091%
Network Centralization (Indegree) = 18.457%

Figura B.10:
Centralidade de Grau dos Professores dos colégios CEDTQ E CESJ.

GRAU DE INTERMEDIACAO
FREEMAN BETWEENNESS CENTRALITY

Input dataset: GRAFO AFINIDADE PROFESSORES 2
(C:\Arquivos de programas\Analytic Technologies\Grafos dados 10 x 10\GRAFO
AFINIDADE PROFESSORES 2)

Important note: This routine cannot handle valued data, so it binarizes your
data automatically.
It DOES handle directed (non-symmetric) data, so it does NOT
symmetrize.

Un-normalized centralization: 13078.500

		1 Betweenness	2 nBetweenness
18	ALBF	463.750	43.916
20	CNS	308.000	29.167
8	JLFS	299.000	28.314
23	ES	284.083	26.902
29	OSR	198.750	18.821
34	RSS	194.000	18.371
21	JCM	182.833	17.314
3	GSC	101.333	9.596
17	ANG	67.000	6.345
25	MEM	66.250	6.274
22	DAGSRG	57.500	5.445
24	NL	55.833	5.287
13	MJB	53.667	5.082
12	MMSS	50.000	4.735
1	AAC	49.167	4.656
2	GSBO	47.500	4.498
27	MRSC	37.333	3.535
30	MMMS	35.750	3.385
15	EGPSRNT	32.000	3.030
31	JRRS	22.500	2.131
33	CSS	22.167	2.099
4	JGL	11.833	1.121
19	ASS	11.250	1.065
11	LCR	11.167	1.057
5	HAA	9.167	0.868
28	RMPS	9.000	0.852
6	IRS	6.833	0.647
14	MEDJ	0.833	0.079
32	SANP	0.500	0.047
9	JBDJ	0.000	0.000
10	LCS	0.000	0.000
7	HCA	0.000	0.000
16	ESS	0.000	0.000
26	MLS	0.000	0.000

DESCRIPTIVE STATISTICS FOR EACH MEASURE

		1 Betweenness	2 nBetweenness
1	Mean	79.088	7.489
2	Std Dev	110.992	10.511
3	Sum	2689.000	254.640
4	Variance	12319.146	110.472
5	SSQ	631519.250	5663.159
6	MCSSQ	418850.969	3756.053
7	Euc Norm	794.682	75.254

Figura B.11:
Centralidade de Intermediação dos Professores dos colégios CEDTQ E CESJ.

GRAU DE PROXIMIDADE

CLOSENESS CENTRALITY

Input dataset: GRAFO AFINIDADE PROFESSORES 2
 (C:\Arquivos de programas\Analytic Technologies\Grafos dados 10 x 10\GRAFO AFINIDADE PROFESSORES 2)

Method: Geodesic paths only (Freeman Closeness)

Output dataset: GRAFO AFINIDADE PROFESSORES 2-clo
 (C:\Arquivos de programas\Analytic Technologies\Grafos dados 10 x 10\GRAFO AFINIDADE PROFESSORES 2-clo)

Note: Data not symmetric, therefore separate in-closeness & out-closeness computed.

The network is not connected. Technically, closeness centrality cannot be computed, as there are undefined distances.
 -- You have chosen to set undefined distances to N, the number of nodes

Closeness Centrality Measures

		1	2	3	4
		inFarness	outFarness	inCloseness	outCloseness
20	CMS	97.000	344.000	34.021	9.593
27	MRSC	99.000	378.000	33.333	8.730
33	CSS	100.000	360.000	33.000	9.167
25	MEN	104.000	378.000	31.731	8.730
18	ALBF	105.000	300.000	31.429	11.000
29	OSR	109.000	311.000	30.275	10.611
1	AAC	113.000	360.000	29.204	9.167
21	JCH	118.000	355.000	27.966	9.296
30	MMMS	120.000	360.000	27.500	9.167
24	NL	122.000	325.000	27.049	10.154
8	JLFS	124.000	318.000	26.613	10.377
12	MMSS	125.000	338.000	26.400	9.763
2	GSBO	125.000	334.000	26.400	9.880
23	ES	127.000	327.000	25.984	10.092
11	LCR	128.000	360.000	25.781	9.167
3	GSC	128.000	346.000	25.781	9.538
15	EGPSRNT	132.000	338.000	25.000	9.763
13	MJB	132.000	332.000	25.000	9.940
31	JRRS	136.000	358.000	24.265	9.218
32	SANP	136.000	378.000	24.265	8.730
22	DAGSRG	152.000	372.000	21.711	8.871
17	ANG	155.000	346.000	21.290	9.538
34	RSS	158.000	314.000	20.886	10.510
19	ASS	181.000	358.000	18.232	9.218
28	RMPS	182.000	358.000	18.132	9.218
5	HAA	185.000	333.000	17.838	9.910
6	IRS	187.000	330.000	17.647	10.000
4	JGL	1089.000	306.000	3.030	10.784
14	MEDJ	1089.000	306.000	3.030	10.784
9	JBDJ	1122.000	317.000	2.941	10.410
10	LCS	1122.000	274.000	2.941	12.044
7	HCA	1122.000	287.000	2.941	11.498
16	ESS	1122.000	296.000	2.941	11.149
26	MLS	1122.000	271.000	2.941	12.177

Figura B.12:
 Centralidade de Proximidade dos Professores dos colégios CEDTQ E CESJ.

Nome Completo (Iniciais):

Questionário de “afinidade” entre os Professores que lecionam no Colégio Estadual Gen. Djenal Tavares de Queiroz:

1 – Se você professor precisa – se escolher três colegas para desenvolver um trabalho em equipe, quais seriam estes colegas em ordem de prioridade?

Resposta:

1 –

2 –

3 –

Figura B.13:

Questionário 1 - “Afinidade” entre os Professores do Colégio Estadual Djenal Tavares de Queiroz
Fonte: Elaborado pelo autor no Word

Nome Completo (Iniciais):

Questionário de “afinidade” entre os Professores que lecionam no Colégio Estadual São José:

1 – Se você professor precisa – se escolher três colegas para desenvolver um trabalho em equipe, quais seriam estes colegas em ordem de prioridade?

Resposta:

1 –

2 –

3 –

Figura B.14:
Questionário 2 - “Afinidade” entre os Professores do Colégio Estadual São José
Fonte: Elaborado pelo autor no Word

FREEMAN'S DEGREE CENTRALITY MEASURES					

diagonal valid?		NO			
Model:		ASYMMETRIC			
Input dataset:		GRAFO ALUNOS DJENAL (C:\Documents and Settings\			
		1	2	3	4
		outDegree	InDegree	NrmOutDeg	NrmInDeg
		-----	-----	-----	-----
1	ALS	3.000	8.000	8.571	22.857
2	JLB	3.000	4.000	8.571	11.429
3	EJS	3.000	3.000	8.571	8.571
4	AMSC	3.000	3.000	8.571	8.571
5	KSS	3.000	1.000	8.571	2.857
6	GAS	3.000	3.000	8.571	8.571
7	MDBS	3.000	9.000	8.571	25.714
8	CMBL	3.000	2.000	8.571	5.714
9	LGS	3.000	0.000	8.571	0.000
10	AGS	3.000	3.000	8.571	8.571
11	JJC	3.000	1.000	8.571	2.857
12	MFCO	3.000	3.000	8.571	8.571
13	MRS	3.000	3.000	8.571	8.571
14	AOS	3.000	2.000	8.571	5.714
15	JSP	3.000	0.000	8.571	0.000
16	WLA	3.000	4.000	8.571	11.429
17	ESJ	3.000	0.000	8.571	0.000
18	MBL	3.000	2.000	8.571	5.714
19	TBL	3.000	10.000	8.571	28.571
20	ASB	3.000	0.000	8.571	0.000
21	SLSA	3.000	0.000	8.571	0.000
22	MFPC	3.000	3.000	8.571	8.571
23	MLG	3.000	5.000	8.571	14.286
24	VSSA	3.000	5.000	8.571	14.286
25	GBJ	3.000	1.000	8.571	2.857
26	VSSI	3.000	0.000	8.571	0.000
27	TSC	3.000	1.000	8.571	2.857
28	AESB	3.000	1.000	8.571	2.857
29	LPS	3.000	5.000	8.571	14.286
30	AS	3.000	4.000	8.571	11.429
31	MS	3.000	2.000	8.571	5.714
32	AOC	3.000	4.000	8.571	11.429
33	MHS	3.000	10.000	8.571	28.571
34	TKSS	3.000	2.000	8.571	5.714
35	RSSB	3.000	3.000	8.571	8.571
36	ACMS	3.000	1.000	8.571	2.857

Figura B.15:
Tabela 01 - Centralidade de Grau

DESCRIPTIVE STATISTICS					
		1	2	3	4
		OutDegree	InDegree	NrmOutDeg	NrmInDeg
1	Mean	3.000	3.000	8.571	8.571
2	Std Dev	0.000	2.677	0.000	7.649
3	Sum	108.000	108.000	308.571	308.571
4	Variance	0.000	7.167	0.000	58.503
5	SSQ	324.000	582.000	2644.898	4751.021
6	MCSSQ	0.000	258.000	0.000	2106.122
7	Euc Norm	18.000	24.125	51.429	68.928
8	Minimum	3.000	0.000	8.571	0.000
9	Maximum	3.000	10.000	8.571	28.571
10	N of obs	36.000	36.000	36.000	36.000
Network Centralization (outdegree) = 0.000%					
Network Centralization (Indegree) = 20.571%					
Actor-by-centrality matrix saved as dataset GRAFO ALUNOS DJENAL-deg					

Running time: 00:00:01					
Output generated: 13 set 14 10:17:24					
Copyright (c) 2002-12 Analytic Technologies					

Figura B.16:
Tabela 01 - Centralidade de Grau

```

FREEMAN BETWEENNESS CENTRALITY
-----
Input dataset:                                GRAFO ALUNOS DJENAL (C:\Documents and Settings\

Important note: This routine cannot handle valued data, so it binarizes your data autom
                It DOES handle directed (non-symmetric) data, so it does NOT symmetrize

Un-normalized centralization: 3725.000


```

		1	2
		Betweenness	nBetweenness
		-----	-----
1	ALS	132.167	11.106
19	TBL	104.717	8.800
35	RSSB	76.333	6.415
7	MDBS	58.583	4.923
6	GAS	57.750	4.853
34	TKSS	57.700	4.849
29	LPS	56.667	4.762
33	MHS	52.000	4.370
27	TSC	50.833	4.272
2	JLB	49.833	4.188
23	MLG	44.500	3.739
18	MBL	39.167	3.291
10	AGS	38.333	3.221
13	MRS	31.833	2.675
16	WLA	27.417	2.304
32	AOC	24.000	2.017
14	AOS	19.533	1.641
24	VSSA	18.500	1.555
4	AMSC	17.400	1.462
3	EJS	14.500	1.218
11	JJC	12.400	1.042
30	AS	11.250	0.945
12	MFCO	9.750	0.819
22	MFPC	6.167	0.518
5	KSS	5.900	0.496
36	ACMS	5.700	0.479
28	AESB	5.567	0.468
31	MS	4.000	0.336
25	GBJ	0.500	0.042
8	CMBL	0.000	0.000
20	ASB	0.000	0.000
26	VSSI	0.000	0.000
15	JSP	0.000	0.000

Figura B.17:
Tabela 02 - Centralidade de Intermediação

```

DESCRIPTIVE STATISTICS FOR EACH MEASURE

      1      2
      Betweenness nBetweenness
-----
1      Mean      28.694      2.411
2      Std Dev   31.086      2.612
3      Sum       1033.000     86.807
4      Variance  966.317      6.824
5      SSQ       64428.766    454.973
6      MCSSQ     34787.402    245.656
7      Euc Norm  253.828      21.330
8      Minimum   0.000      0.000
9      Maximum   132.167     11.106
10     N of obs  36.000     36.000

Network Centralization Index = 8.94%

output actor-by-centrality measure matrix saved as dataset GRAFO ALUNOS DJENAL-bet

-----
Running time: 00:00:01
Output generated: 13 set 14 10:27:09
UCINET 6.505 Copyright (c) 1992-2012 Analytic Technologies

```

Figura B.18:
Tabela 02 - Centralidade de Intermediação

Referências Bibliográficas

- [1] BARROSO, M. M. A. *Operações Elementares em Grafos e Aplicações*. VII SEMAT, Uberlândia, 2007.
- [2] BOAVENTURA NETTO, P. O. *Teoria e Modelos de Grafos*. São Paulo: E. Blucher, 1979.
- [3] CASTELLS, Manuel. *A Sociedade em Rede*. 10ª ed. São Paulo: Paz e Terra, 2007.
- [4] DUNHAM, William. *The Genius of Euler: Reflections on his Life and Work*, Mathematical Association of America, 2007.
- [5] FREITAS, Carla. M. D. S., et al. *Extração de Conhecimento e Análise Visual de Redes Sociais*. In: Congresso da SBC, 28: Seminário Integrado de Software e Hardware, 2008. Belém do Pará. Anais ... Belém do Pará: SBC, 2008.
- [6] GRANOVETTER, M. *The Strength of Weak Ties*. American Journal of Sociology, p. 360-380, 1973.
- [7] HANNEMAN, Robert A.; RIDDLE, Mark. *Introduction to Social Network Methods*. Riverside: University of Califórnia, 2005. Disponível em: <http://faculty.ucr.edu/hanneman/nettext/>. Acesso em 24 jun 2014.
- [8] JUNG. Disponível em: <http://jung.sourceforge.net/>. Acesso em 22 jun 2014.
- [9] JURKIEWICZ, Samuel. *Grafos - Uma Introdução*. Apostila 5 do Programa de Iniciação Científica da OBMEP, Rio de Janeiro, 2009.
- [10] KRACKHARDT, D. *Graph Theoretical Dimensions of Informal Organizations*. In: CARLEY, K. M.; PRIETULA, M. J. Computational organization theory. USA: L. Erlbaum Associates Inc., Hillsdale, 1994.
- [11] LAGO JÚNIOR, Mário Wilson do. *Redes sociais informais intra-organizacionais e os processos e mudanças organizacionais: estudo em uma empresa de tecnologia da informação*. Salvador, 2005.
- [12] LUCCHESI, C. L. *Introdução à Teoria dos Grafos*, 12º Colóquio Brasileiro de Matemática. IMPA (Instituto de Matemática Pura e Aplicada), Rio de Janeiro: CNPq, 1979.
- [13] MARTELETO, R. M. *Análise de Redes Sociais: Aplicação nos Estudos de Transferência da Informação*. Ciência da informação, Brasília, v. 30, n. 1, p. 71-81, jan./abr. Instituto Brasileiro de Informação em Ciência e Tecnologia, 2001.

- [14] MARTELETO, Regina Maria; SILVA, Antônio Braz de O. *Redes e Capital Social: o enfoque da informação para o desenvolvimento local*. Ciência da Informação, Brasília, v. 33, n. 3, p. 41-49, 2004.
- [15] MENEGHELLI, Regina Buzetti. *Redes sociais informais nas organizações e satisfação no trabalho: estudo de caso numa empresa de energia*. Universidade Federal Fluminense, Niterói, 2009.
- [16] NETDRAW. Disponível em: <http://www.analytictech.com/netdraw/netdraw.htm>. Acesso em 22 jun. 2014.
- [17] NETMINER. Disponível em: <http://www.analytictech.com/netdraw/netdraw.htm>. Acesso em 22 jun. 2014.
- [18] OYNSTEIN O. *Graphs and Their Uses*, The Mathematical Association of America, England: Editorial Committee, 1990.
- [19] SCOTT, J. A. *Toolkit for Social Network Analysis*. Acta Sociologica, v. 39, 2000.
- [20] SOARES, Weber. *Da metáfora à substância: redes sociais, redes migratórias e migração nacional e internacional em Valadares e Ipatinga*. Tese de Doutorado, Universidade Federal de Minas Gerais/Cedeplar, Belo Horizonte, 2002.
- [21] SOCNETV. Disponível em: <http://socnetv.sourceforge.net/>. Acesso em 22 jun 2014.
- [22] SZWARCFITER, Jayme Luiz. *Grafos e algoritmos computacionais*. Rio de Janeiro: Campus, 1988.
- [23] UCINET. Disponível em: <http://www.analytictech.com/ucinet/>. Acesso em 22 jun. 2014.
- [24] VISONE. Disponível em: <http://visone.info/>. Acesso em 20 jun. 2014.
- [25] WASSERMAN, S.; FAUST, K. *Social Network Analysis: Methods and Applications*. New York: Cambridge University Press, 1994.
- [26] WILSON. R. J. *Introduction to Graph Theory*. Academic Press, second edition, 1979.